

공학석사 학위논문

소나시스템에서 유전알고리즘을 이용한  
최적음향탐색경로전략

Optimal Acoustic Search Path Planning for a SONAR System  
Based on Genetic Algorithm

지도교수 김재수

2006년 2월

한국해양대학교 대학원

해양개발공학과

조 정 홍

本 論文을 趙廷鴻의 工學碩士 學位論文으로 認准함.

위원장      공학박사      김 성 일



위 원      공학박사      김 재 수



위 원      공학박사      박 한 일



2007년 2월

한국해양대학교 대학원

해양개발공학과

조 정 홍

# <목 차>

목 차 .....	i
그림목차 .....	iii
표 목차 .....	vi
Abstract .....	vii
1. 서 론 .....	1
1.1 연구의 필요성 및 목적 .....	1
1.2 연구배경 .....	2
1.3 논문의 구성 .....	4
2. 탐지 효과도 분석 .....	6
2.1 효과도 개념 .....	6
2.2 소나의 탐지 효과도 분석 방법 .....	7
2.3 탐지 효과도 분석 .....	8
3. 유전 알고리즘 .....	10
4. 이산경로 시스템에서 단일소나에 대한 최적음향탐색경로전략 .....	12
4.1 이론 및 알고리즘 .....	12
4.1.1 탐색공간 정의 및 부호화 .....	12
4.1.2 목적함수 정의 .....	13
4.1.3 OASPP 탐색과정 .....	17
4.1.4 OASPP 순서도 .....	20
4.2 개발된 알고리즘의 평가 .....	21
4.2.1 시물레이션 .....	22
4.2.2 OASPP vs 전역탐색 .....	24
4.2.3 OASPP vs 무작위탐색 .....	25

4.2.4 OASPP vs 사다리 탐색 .....	26
<b>5. 연속경로 시스템에서 단일소나에 대한 최적음향탐색경로전략 .....</b>	<b>28</b>
5.1 이론 및 알고리즘 .....	28
5.1.1 염색체 부호화 .....	28
5.1.2 OASPP 탐색과정 .....	29
5.1.3 목적함수 정의 .....	32
5.1.4 표적 모델링 .....	35
5.2 시물레이션 .....	37
5.2.1 고정표적(stationary target) .....	37
5.2.2 이동표적(moving target) .....	43
<b>6. 연속경로 시스템에서 다중소나에 대한 최적음향탐색경로전략 .....</b>	<b>47</b>
6.1 표적회피기동을 적용한 OASPP .....	48
6.1.1 표적회피기동이론 .....	48
6.1.2 시물레이션 .....	50
6.2 실 해양환경을 적용한 OASPP .....	61
6.2.1 이론 및 알고리즘 .....	61
6.2.2 시물레이션 .....	69
<b>7. 결 론 .....</b>	<b>75</b>
<b>참고문헌 .....</b>	<b>77</b>
<b>감사의 글 .....</b>	<b>79</b>

## 〈그림 목차〉

Figure 1.1	Optimal search problems .....	2
Figure 2.1	MOEs/MOPs relationships .....	6
Figure 4.1	Search space .....	12
Figure 4.2	Schematics of the acoustic search path for the calculation of CDP .....	15
Figure 4.3	Sexual reproduction(crossover) .....	18
Figure 4.4	Result of sexual reproduction and mutation .....	18
Figure 4.5	Asexual reproduction applied to mutation based on a geometric gene reflection .....	19
Figure 4.6	Asexual reproduction applied to mutation based on node elimination .....	19
Figure 4.7	OASPP flow chart .....	21
Figure 4.8	Search paths of each generation .....	22
Figure 4.9	Performance as a function of generation and population .....	23
Figure 4.10	Performance of random search as a function of the numbers of generation and population .....	25
Figure 4.11	Comparison of OASPP path with ladder search path with the same path lengths .....	27
Figure 4.12	Comparison of OASPP path with ladder search path with the different path lengths .....	27
Figure 5.1	Chromosome design .....	28
Figure 5.2	Bank of gene .....	29
Figure 5.3	Sexual reproduction(crossover) .....	30
Figure 5.4	Asexual reproduction 1 .....	30
Figure 5.5	Asexual reproduction 2 .....	31
Figure 5.6	Asexual reproduction 4 and 5 .....	31
Figure 5.7	$P_d$ as a function of range .....	32

Figure 5.8	Schematics of the acoustic search path to calculate CDP .....	33
Figure 5.9	Example CDP calculation .....	33
Figure 5.10	Schematics of target modeling to calculate CDP .....	35
Figure 5.11	Comparison of Lagrangian and Eulerian approaches for calculating CDP ....	36
Figure 5.12	Stationary target distribution .....	37
Figure 5.13	Search path of each generation .....	38
Figure 5.14	Performance as a function of generation and population .....	39
Figure 5.15	Search path of each generation .....	40
Figure 5.16	Performance as a function of generation and population .....	41
Figure 5.17	Statistics of acoustic search path after 20-time of Monte Carlo simulation ....	42
Figure 5.18	Search path of each generation .....	43
Figure 5.19	Gaussian distribution of moving targets .....	44
Figure 5.20	Search path of each generation .....	45
Figure 5.21	Optimal search path for the distributed moving target as a function of detection time ....	46
Figure 6.1	Schematics of the evasion tactic of target .....	48
Figure 6.2	Even target distribution .....	50
Figure 6.3	$P_d$ as a function of range .....	50
Figure 6.4	Optimal search path for the multiple SONAR system as a function of detection time ....	52
Figure 6.5	Target distribution .....	53
Figure 6.6	$P_d$ as a function of range .....	53
Figure 6.7	Optimal search path for the multiple SONAR system as a function of detection time ....	55
Figure 6.8	Target distribution .....	57
Figure 6.9	$P_d$ as a function of range .....	57
Figure 6.10	Optimal search path for the multiple SONAR system	

	as a function of detection time ....	59
Figure 6.11	Search space .....	61
Figure 6.12	Sound speed profile in winter .....	62
Figure 6.13	The points to perform the propagation model .....	62
Figure 6.14	The results of the propagation model as a function of look direction ....	63
Figure 6.15	The results of the propagation model for sonar #1 .....	64
Figure 6.16	The results of the propagation model for sonar #2 .....	64
Figure 6.17	The results of the propagation model for sonar #3 .....	64
Figure 6.18	$P_d$ as a function of range for sonar #1 .....	66
Figure 6.19	$P_d$ as a function of range for sonar #2 .....	66
Figure 6.20	$P_d$ as a function of range for sonar #3 .....	66
Figure 6.21	DR distribution in search space for sonar #1 .....	67
Figure 6.22	DR distribution in search space for sonar #2 .....	67
Figure 6.23	DR distribution in search space for sonar #3 .....	68
Figure 6.24	Target distribution .....	69
Figure 6.25	Optimal search path for the multiple SONAR system as a function of detection time ....	71
Figure 6.26	Target distribution .....	72
Figure 6.27	Optimal search path for the multiple SONAR system as a function of detection time ....	74

## 〈표 목차〉

Table 2.1	Standard system/platform level ASW MOPs .....	7
Table 2.2	An example of calculation of CDP .....	8
Table 4.1	An example of calculation of CDP .....	16
Table 4.2	Statistical results after repeating 100 times .....	24
Table 4.3	Comparison of OASPP results with random search results after repeating 100 times .....	26
Table 5.1	Statistical results after 50-time repetition .....	39
Table 5.2	Statistical results after 50-time repetition .....	41
Table 5.3	Comparison of DelBalzo's algorithm with OASPP .....	41
Table 6.1	The information of the searchers .....	63



# Optimal Acoustic Search Path Planning for a SONAR System Based on Genetic Algorithm

by

Jung-Hong Cho

Department of Ocean Development Engineering  
Graduate School of Korea Maritime University

## Abstract

When a searcher detects the target using sonar in complicated ocean environments, the calculation of the optimal sonar search track is an important influence on the effectiveness of sonar and human resources. In addition, because the ladder search method in general use is intuitively not the optimal search method, the development of a search path planning method with improved performance and reduced search time is an important research focus.

The optimal search path problem can be treated as a search-effort-allocation problem, which assumes that the effort can be allocated arbitrarily over the search space within the achievable path by the sonar platform. The search path can be modeled by either the discrete-search-path problem, which assumes that the searcher and target move in discrete space and time, or the continuous-search-path problem, which assumes that they must follow realizable paths in continuous space and time. Recently, DelBalzo[1] developed a calculation method for the continuous-search-path

problem based on the combination of the genetic algorithm(GA) and the detection range.

In this study, GA is used in non-homogeneous and anisotropic environments to nearly optimize the sonar search track[6], and Bayesian statistics allow amalgamation of the individual detection probability into a Cumulative Detection Probability (CDP,  $P_{cd}$ ) for the search path[5], which is the Measure Of Effectiveness (MOE) for that path against a distribution of targets[4]. The optimization metric for the search path is the target CDP during a fixed time period[6].

As for the path, the discrete-search-path and the continuous-search-path is employed, but the search step is fixed in length and time. The movement direction of the searcher is used as the gene of GA, which means that each gene is only composed of one set of real numbers,  $\theta$ , representing the direction of movement, so that  $0 \leq \theta < 360$ . In addition, due to the process of evolution the offspring of each generation contain a wide variety of candidate paths for perturbing some aspects of the trial solution. Crossover is accomplished by exchanging the genes between the initial and final segments of the two parents. The perturbation and elimination of the nodes are implemented as part of the mutation. In addition to crossover and mutation, a bank of genes representing segments of various search movements is used as a part of the process of evolution.

Lagrangian and Eulerian approaches are used to describe the particle motion for the modeling of the moving target distribution. finally, we concentrate on the tactical advantage of using multiple searchers against stationary and evasive targets in a simple environment.

We present a simple example to illustrate, via a simulation, that the developed algorithm, OASPP(Optimal Acoustic Search Path Planning), produces the optimal search path for the case when the intuitive solution exists.

# 1. 서론

## 1.1 연구의 필요성 및 목적

복잡한 해양환경에서 소나를 이용하여 표적을 탐지할 경우, 최적의 소나 탐색경로도출은 장비 및 인적자원의 효율성과 관련된 중요한 문제이며, 경험 또는 직관에 의존하여온 과거와는 달리 최근 모델링 및 시뮬레이션 기법의 발전에 따라 체계적인 접근이 가능해지고 있다.

국내에서는 이에 대한 연구가 수행되지 않고 있으나, 선진국에서는 제한적으로 연구가 수행되고 있으며 실제문제에서도 적용되고 있다. 선진국에 비해 국내연구가 부진하고, 또 실제 해군에서 탐색을 실시할 때 가장 보편적으로 쓰이는 탐색법인 사다리탐색(ladder search)은 직관적인 관점으로 최적의 탐색법이 아니므로, 음향탐색에 있어 최적의 탐색경로를 보장하는 알고리즘 개발이 요구된다.

본 논문에서는 해양에서 소나를 이용한 탐색에 있어 장비 및 인적자원의 효율성을 극대화하기 위해 소나의 탐지거리 계산에 사용되는 알고리즘과 최적화 문제에 사용되는 유전알고리즘을 접합한 최적탐색경로설정 알고리즘을 개발하는데 목적이 있다.

## 1.2 연구배경

탐색문제는 크게 세 가지로 노력배치(effort allocation)문제, 이산경로(discrete path)문제, 연속경로(continuous path)문제로 구분되며 그림 1.1과 같다. 공통적인 목적은 누적탐지확률(Cumulative Detection Probability, CDP)을 최대화하는 것이다[1].

그림 출처 : David P. Kierstead and Donald R. DelBalzo  
New Horizons in Search Theory Conference May 22, 2001

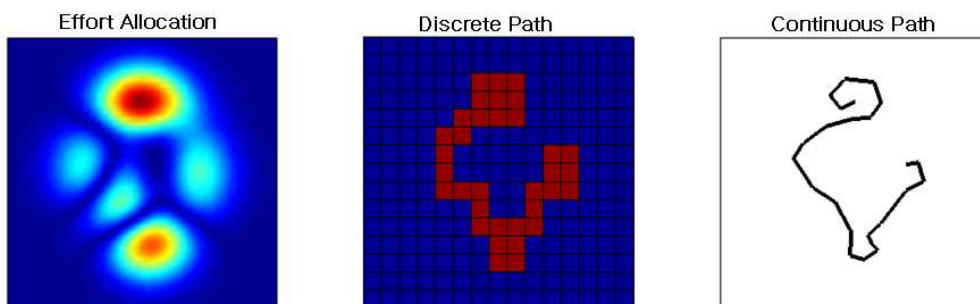


Figure 1.1 Optimal search problems

노력배치문제는 주어진 탐색공간에 표적을 찾기 위해 나누어진 구역에 얼마만큼의 노력을 할당할 것인가를 도출하는 문제이며, 다른 두 탐색문제와의 가장 큰 차이점은 탐색공간 전역에 걸쳐서 독립적인 노력을 할당할 수 있다는 것이다.

이산경로문제는 탐색에 이산 공간과 시간을 이용하며, 물리적으로 실현가능한 경로를 따르는 탐색자가 요구된다. 탐색공간의 최소단위인 node의 집합으로 구성되어 있으며 탐색자가 위치한 node안에서는 탐색자의 노력이 모두 같고, 노력범위도 위치한 node안으로 제한된다. 또한 탐색자와 표적은 인접한 node로만 이동가능하며, 두 node이상을 한 번에 이동하는 것은 제약된다.

연속경로문제는 이산경로문제에 비해 현실성 있는 경로인 연속공간과 시간

을 이용한다. node의 크기를 탐색자의 근거 있는 탐색거리에 맞게 축소시키며 시간간격을 보다 작게 하고 탐색자와 표적은 어느 node로든 이동가능하다.

1946년에 Koopman이 고정표적에 대해 탐색공간전역에 독립적인 노력을 배치하는 최적의 노력배치문제(effort allocation problem)에서 출발하였으며, 1975년에 Stone에 의해 탐색노력배치(search effort allocation)로 일반화 되었다 [1]. 1980년에 Brown이 움직이는 표적에 대한 탐색노력배치의 결과를 획득하였으며, Brown은 이산 공간과 시간에서 동적표적문제를 고정표적문제의 연속으로 가정하였다[2]. 이후 1998년 Washbum의 Branch and Bound 알고리즘이 탐색경로문제에 있어 주목을 받기 시작하면서, 물리적으로 실현가능한 경로를 따르는 탐색자가 요구되는 이산탐색경로(discrete search path)문제에 대한 연구가 진행되었으며, 2001년에 이르러 DelBalzo가 탐색에 현실성 있는 경로인 연속공간과 시간을 이용하는 연속탐색경로(continuous search path)문제에서 위치 요소 유전자, 즉 공간상의 위치좌표를 유전자로 사용하여 이 문제에 접근하였다[1]. 또한, 단일소나가 아닌 다중소나를 이용한 탐색방법과 탐색자에 대해 회피기동 하는 표적모델을 적용한 탐색방법에 대한 연구도 있었다[3].

### 1.3 논문의 구성

본 논문에서는 복잡한 해양환경에서 소나를 이용하여 표적에 대한 탐색을 수행할 경우, 장비 및 인적자원의 효율적인 운용과 탐색시간을 줄이기 위한 최적의 음향탐색경로전략을 제안한다.

2장에서는 음향탐지 효과도 개념정립을 위해 MOEs/MOPs의 관계를 정리했으며, 대잠수함전에서 표적탐지만을 목표로 할 때, 누적탐지확률을 계산함으로써 음향탐지 효과도 측정이 가능하다는 것을 확인하였고, 3장에서는 최적화 문제에 많이 쓰이고 있는 유전알고리즘에 대해 간략히 언급하였다.

4장에서는 이산경로시스템에서 단일 소나에 대한 최적의 음향탐색경로를 도출하기 위해 탐색경로에 이산경로 시스템을 적용하였고, 유전자의 다양성이 보장되는 방향성분 유전자를 써서 시뮬레이션 하였다. 개발된 프로그램의 검증 을 위하여 직관적인 해가 알려져 있는 경우에 대해 시뮬레이션을 통하여 검증 하였으며, 다른 탐색 알고리즘과의 성능 비교도 수행하였다.

5장에서는 해양에서 탐색을 수행할 경우 좀 더 현실성 있는 경로인 연속경로시스템에서 단일 소나에 대한 최적의 음향탐색경로를 도출하는 알고리즘을 제시한다. 탐색경로에 연속경로 시스템을 적용하였으며, 이산경로시스템에서와 같이 방향성분 유전자를 사용하였다. 다양한 유전자 및 우수한 탐색경로를 미리 DB화 시켜 초기 탐색 및 탐색과정에서 활용 가능하도록 하는 유전자 은행 개념을 도입하였고, 누적탐지확률 계산을 위한 표적모델링 방법 2가지 즉, 라그랑지안과 오일러리안 접근 방법을 적용하였으며, 고정표적과 회피기동이 없는 이동표적에 대해 시뮬레이션을 수행하였다.

6장에서는 동일한 탐색공간 안에 둘 이상의 탐색자가 동시에 탐색을 수행하는 다중소나 운용 시의 최적음향탐색경로전략을 제시한다. 탐색자에 탑재된 능/수동 소나를 고려하여 고정표적 및 제한된 회피기동이 적용된 이동표적에 대해서 시뮬레이션을 수행하였고, 실제 해양의 수심정보 및 수심에 따른 음속 정보를 바탕으로 음파전달모델을 수행하여, 그 결과 도출된 개별소나들의 음향

정보를 적용한 3차원 기반의 최적음향탐색경로전략에 대한 연구도 수행하였다.

마지막으로 7장에서는 연구결과를 정리한다.

## 2. 탐지 효과도 분석[4]

### 2.1 효과도 개념

효과도 분석이란 주어진 해양환경조건과 개별 수동/능동 소나의 항적 시나리오와 표적의 시나리오 하에서 소나에 대한 음향 탐지효과를 정량적인 방법으로 도출하는 것이다. 이를 위해서 먼저 효과도 측정(Measure of Effectiveness, MOE)과 성능 측정(Measure of Performance, MOP)의 개념이 선행되어야 한다.

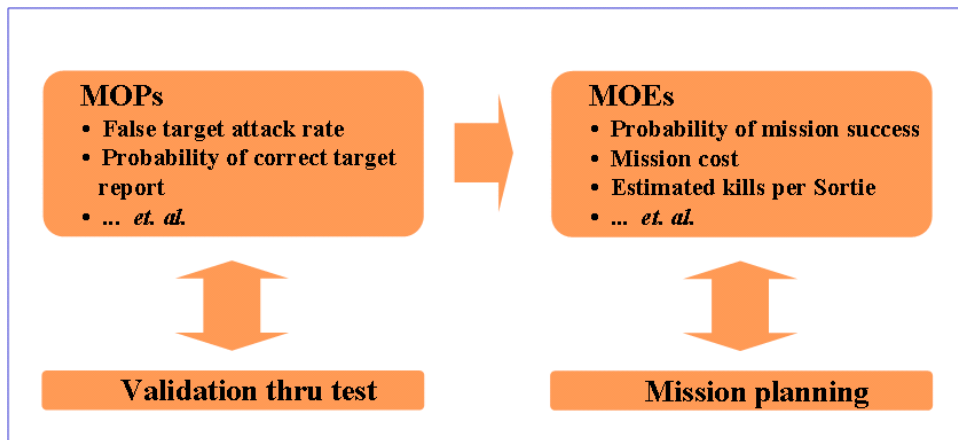


Figure 2.1 MOEs/MOPs relationships

그림 2.1에서 알 수 있듯이 MOE와 MOP는 어떤 임무에서의 무기체계의 성능을 평가하기 위해 주로 사용된다. MOE는 작전상의 임무나 임무의 구성요소를 특정 시스템(무기체계 또는 세력)을 사용하여 얼마나 잘 달성하는가를 측정하며, 임무가 주어지면 MOE가 곧 주어진 임무에 대한 효과도 측정이 된다. MOP는 질적 또는 양적인 측면에서 시스템의 능력, 특징을 측정하는 것이다. 시스템의 성능을 거의 고려하지 않아도 될 간단한 임무일 경우 MOE만으로도 효과도를 측정할 수 있지만, 일반적인 복합임무의 경우 MOE를 바로 도출할



수 없으므로, 먼저 시스템의 성능, 즉 MOP를 테스트과정을 통해 먼저 산출한 뒤, MOE의 도출에 사용한다. 그러므로 MOP는 MOE의 구성요소이자 경우에 따라 MOP가 MOE가 될 수도 있다.

## 2.2 소나의 탐지 효과도 분석 방법

일반적으로 대잠수함전(Antisubmarine warfare, ASW)에서 사용되는 MOPs는 표 2.1과 같이 분류된다.

Table 2.1 Standard system/platform level ASW MOPs

분 류	MOPs	MOPs 종류
ASW Detection		<ul style="list-style-type: none"> <li>• Probability of detection as a function of lateral range</li> <li>• Cumulative detection probability as a function of range</li> <li>• Figure Of Merit</li> </ul>
ASW Classification		<ul style="list-style-type: none"> <li>• Probability of correct classification given a valid contact</li> <li>• False alarm rate</li> <li>• Time from detection to correct classification</li> </ul>
ASW Localization		<ul style="list-style-type: none"> <li>• Probability of successful localization given a valid contact</li> <li>• Time from detection/classification to localization</li> <li>• Probability of localization as a function of lateral range</li> <li>• Cumulative probability of localization of lateral range</li> </ul>
ASW Attack		<ul style="list-style-type: none"> <li>• Probability of successful attack</li> <li>• Time from localization to attack</li> </ul>
ASW Vulnerability		<ul style="list-style-type: none"> <li>• Probability of counterdetection versus lateral range</li> <li>• Cumulative probability of counterdetection versus range</li> <li>• Cumulative probability of torpedo detection versus range</li> <li>• Cumulative probability of torpedo classification versus range</li> <li>• Cumulative probability of torpedo hit versus range</li> </ul>

표 2.1에서와 같이 총 17가지의 MOPs가 크게 5가지 항목으로 나뉘는데, 본 연구의 목적은 탐지로 국한되었기 때문에 17가지의 MOPs중 ASW Detection 항목의 거리에 따른 누적탐지확률(Cumulative Detection Probability, CDP)을 단일소나의 탐지 효과도 분석을 위한 MOE로 사용하였다.

베이스 탐지 통계학(Bayesian detection statistics)은 탐색경로 평가에 필요한 각각의 탐지확률(Probability of Detection,  $P_d$ )의 합동을 허용함으로써 탐색경로의 효과도 측정인 누적탐지확률 계산을 가능하게 하므로[5], 탐색경로에 대

한 최적화의 조건은 제한된 시간동안 표적에 대한 최대누적탐지확률이다[6].

## 2.3 탐지 효과도 분석

단일소나의 탐색경로 효과도 분석을 위한 누적탐지확률( $P_{cd}$ )은 식 (2.1)과 같다.

$$P_{cd}(i) = P_d(r) \times \{1 - P_{cd}(i-1)\} + P_{cd}(i-1) \quad (2.1)$$

식 (2.1)에서  $P_d(r)$ 은 거리에 대한 탐지확률이며, 능동소나에서는 소나성능 예측에 의한 탐지거리 내에서 소나 접촉 횟수와 실제 표적이 탐지된 횟수의 비율로 정의되며, 수동소나에서는 탐지거리 내에서 표적이 존재한 시간과 실제 표적이 탐지된 시간의 비율로 정의할 수 있다.  $i$ 는 탐색자의 탐색경로를 따른 이동순서이다. 탐색자의 탐색경로를 따라 순차적으로 음향탐색을 실시해서 탐색을 실시하는 위치에서의 탐지거리를 바탕으로 누적탐지확률을 도출하여 그 값이 최대치가 되는 경로가 바로 최적의 탐색경로가 된다. 간단한 예로써 누적탐지확률을 계산하는 과정을 나타내면 표 2.2와 같다.

Table 2.2 An example of calculation of CDP

Range Index, $i$	Range Bin	Number of Detections	Number of Opportunities	Discrete Prob $P_i$	Cumulative Prob. $P_i$
5	20-25	1	6	0.167	0.167
4	15-20	3	8	0.375	0.476
3	10-15	5	9	0.556	0.768
2	5-10	2	4	0.500	0.884
1	0-5	1	3	0.333	0.923

표 2.2와 같이 탐색자와 표적이 점점 가까워지는 경우에 대해, 처음 20-25의 거리에 있을 때 탐지기회 6번 중 실제탐지횟수 1번의 비율로 도출된 탐지 확

를 0.167을 식 (2.1)에 넣어 누적탐지확률을 계산하고, 탐색자와 표적이 조금 더 가까워진 15-20거리에서의 탐지확률을 이용한 누적탐지확률을 앞의 계산에서 나온 결과 값을 이용해 계산하는 과정을 순차적으로 잘 보여준다. 이 과정을 전체탐색경로에 대해 수행하여 각각의 탐색경로에 대한 누적탐지확률을 비교함으로써 탐지 효과도 분석이 가능하다.

### 3. 유전 알고리즘

유전알고리즘(genetic algorithm)은 생물의 유전(genetic)과 진화(evolution)의 메커니즘(mechanism)을 그대로 모방(mimicking)함으로써, 자연계의 진화원리를 이용해 최적화 문제를 풀고자 하는 시도이다[6]. 1975년에 John Holland가 저서 “Adaptation on Natural and Artificial Systems”에 처음 소개 했으며, 비균질하고 유동적인 환경에서 소나(SONAR) 탐색경로(search path)의 최적화(optimization)에 사용되며[6], 기계학습(machine learning)을 위한 도구로 많이 사용되고 있다[7].

유전알고리즘이 효과를 발휘하는 문제는 정해진 공식에 의해서 단일의 해를 가지는 문제가 아닌, 복잡하고 넓은 탐색공간 안에 수많은 해들이 존재하는 문제이다. 유전알고리즘의 가장 큰 장점은 자연계의 진화와 도태의 원리를 이용하여 복잡하고 넓은 탐색공간을 축소하는 것과 부호화(encoding)를 잘하면 빠른 시간 안에 90%이상의 최적해를 구해 낼 수 있다는데 있다.

부호화 방법에는 이진방법과 실수방법이 있으며, 어떤 문제에 유전알고리즘을 적용시키기 위해서는 먼저 가능한 해의 형태를 염색체로 표현하는 부호화 과정이 우선되어야 하고, 만들어진 염색체가 최적의 해에 수렴하는 지를 판단할 수 있는 목적함수(objective function)를 정의해야 한다.

주요 연산자로는 생존(survival), 생식(reproduction), 돌연변이(mutation)가 있다. 생존은 적합도(performance)가 높은 염색체를 돌연변이과정 없이 다음세대에 상속하는 것이며, 생식은 적합도가 우수한 염색체들을 이용하여 새로운 개체를 만들어 내는 것을 말한다. 이와 같은 생존과 생식이 유전알고리즘의 특징인 우성주의(elitism)이며, 생존과 생식으로 생성된 다수의 해 집단을 처음부터 끝까지 유지한다는 것도 다른 알고리즘과의 큰 차이점이다.

생식에는 유성생식(sexual reproduction, crossover)과 무성생식(asexual reproduction, cloning)이 있으며, 유성생식은 부, 모에 해당하는 적합도가 높은 두 개의 염색체에서 새로운 개체를 생성하는 것이고, 무성생식은 적합도가 높

은 하나의 염색체를 복제하여 돌연변이과정을 적용시켜 새로운 개체를 생성하는 것을 말한다. 현재 유전알고리즘은 유성생식과 무성생식을 적절히 섞어서 사용하고 있다[1].

돌연변이는 유전알고리즘이 최적해(global maximum)가 아닌 국부해(local maximum)로 수렴하는 것을 막아준다. 유전알고리즘은 우성주의가 적용되기 때문에 최적의 해를 찾기도 전에 해에 대한 빠른 초기 수렴이 원인이 되어 국부해에 머물 가능성이 있다. 이런 이유로 우성주의가 적용되어 생성되는 새로운 개체에 임의로 변화를 가함으로써 급속하게 탐색공간이 축소되는 것을 막아줄 필요성이 있다.

유전알고리즘은 지금까지 적용된 사례도 많고 특수한 문제에서의 우수성도 상당부분 검증 되었지만, 확실한 이론적인 근거는 많이 부족하며, 이것이 유전알고리즘의 또 하나의 단점이라 할 수 있다. 그러므로 문제의 성격에 따라 실험치로써 가장 최적의 알고리즘을 찾아내야 한다.

## 4. 이산경로 시스템에서 단일소나에 대한 최적음향탐색경로전략

### 4.1 이론 및 알고리즘

#### 4.1.1 탐색공간 정의 및 부호화

본 연구는 이산경로문제이며, 전체 탐색공간을  $100\text{km} \times 100\text{km}$ 의 이차원평면으로 가정하였다. 그림 4.1에서의 X, Y좌표는 탐색공간 안에 점들의 좌표를 나타내며, 오른쪽의 확대그림에서 알 수 있듯이 일반적인 사각형으로 구성된 탐색공간이 아닌 정삼각형으로 구성된 정육각형이 탐색공간을 형성한다.

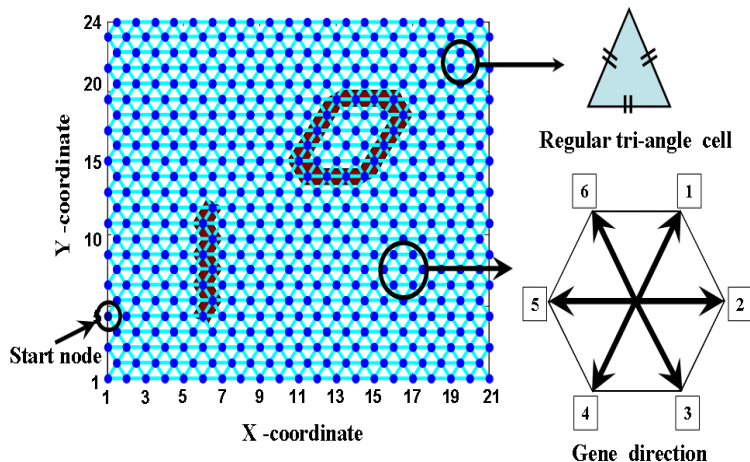


Figure 4.1 Search space

좌측 하단에 표시된 점(1,5)이 탐색자가 탐색을 시작하는 출발점이며, 굵은 띠 부분은 표적이 존재하는 곳이다. 표적의 분포에 대해서는 목적함수 정의에서 자세히 설명할 것이다.

이산경로문제의 특성상 탐색자는 자신이 위치한 점에서 인접한 점으로만

이동가능하고, 한 번에 두 점 이상 이동하는 것은 제한된다.

유전알고리즘을 적용하기 위해서는 문제에 대한 가능한 해를 염색체의 형태로 표현하는 부호화 과정이 요구되며, 그림 4.1과 같이 육각형의 중심점을 기준으로 시계방향을 따라 1~6까지의 방향성분 유전자 35개가 하나의 염색체를 형성한다. 즉, 탐색자의 경로를 위치가 아닌 출발점에서부터 각각의 점으로 이동한 방향의 집합을 염색체로 정의하였고, DelBalzo[1]가 연속탐색경로에서 사용하였던 일반적인 위치성분 유전자 X, Y좌표를 염색체로 정의하는 것과는 큰 차이점이 있다. 위치성분 유전자에 돌연변이 과정을 적용한다면, 그 한 점에서만 작은 변화가 발생한다. 그러나 방향성분 유전자에 돌연변이 과정을 적용한다면 적용한 그 이후의 탐색경로가 모두 영향을 받게 되므로, 유전 알고리즘이 국부해에 수렴하는 단점을 극복할 수 있는 해결책이 될 수 있으며, 탐색경로의 모든 변이과정에 방향성분 유전자를 적용함으로써 다양한 탐색경로를 확보하는 장점이 된다.

탐색자의 탐색시간인 염색체의 길이는 유전자 35개로 설정하였으며, 탐색경로가 진화하는 과정에서 염색체의 길이는 항상 동일하다.

#### 4.1.2 목적함수 정의

부호화 과정과 마찬가지로 유전알고리즘을 적용하기 위해서는 생성된 염색체의 해에 대한 수렴여부를 판단할 수 있는 목적함수를 정의해야 한다. 본 논문에서는 탐색경로의 효과도 측정(MOE)인 누적탐지확률(Cumulative Detection Probability,  $P_{cd}$ )을 목적함수로 정의 하였으며, 누적탐지확률의 매개변수로 표적존재확률(Probability of Target presence,  $P_t$ )과 탐지확률(Probability of Detection,  $P_d$ )을 적용하였다[4].

그림 4.1에서 굵은 띠 부분이 표적존재확률 '1'인 지역이 되며, 띠 안의 총 24곳의 점이 표적들이 존재하는 위치이다. 결국 탐색자가 이 24점을 모두 통과해서 탐색하는 것이 최적의 탐색경로라 할 수 있다. 굵은 띠 부분을 제외한 나

머지 점들의 표적존재확률은 '0'이다. 문제를 간략화 하기 위해서 위와 같이 표적존재확률을 정의 하였지만, 실제 표적존재확률은 많은 수의 표적경로를 무작위로 생성하며, 누적탐지확률은 모든 표적경로에 대한 누적탐지확률의 평균값으로 도출된다[1].

탐지확률 역시 문제의 간략화를 위해 거리에 따른 두 가지의 탐지확률 (100%, 50%)만 적용하였지만, 실제 음향환경을 고려한다면 음파전달모델 (propagation model)로 계산된 신호이득(Signal Excess, SE)으로 거리에 따른 탐지확률을 도출하며, 신호이득은 FOM(Figure Of Merit)과 전달손실 (Transmission Loss, TL)의 함수이다[8]. 탐색공간에서 임의의 한 점에 대한 누적탐지확률( $P_{cd}$ )은 식 (4.1)과 같다[4].

$$P_{cd}(i) = P_d(r) \times \{1 - P_{cd}(i-1)\} + P_{cd}(i-1) \quad (4.1)$$

식 (4.1)에서  $i$ 는 탐색자가 순차적으로 이동한 위치이며, 방향성분 유전자 35개에 출발점까지 포함해 총 36개의 점을 경유한다.  $P_d(r)$ 은 거리에 따른 탐지확률이며, 앞에서 언급했듯이 문제의 간략화를 위해 탐색자가 위치한 점에서는 탐지확률이 100%이고, 이웃한 점을 탐색할 때는 50%로 정의했다. 식 (4.1)에서 계산된  $i$ 위치에서의 탐색자의 누적탐지확률( $P_{cd}(i)$ )에 표적존재확률( $P_t(j)$ )을 곱해줌으로써 식 (4.2)에서와 같이 각각의 표적에 대한 누적탐지확률( $P_{cd}(i, j)$ )을 계산할 수 있으며, 식 (4.2)에서  $i$ 는 탐색자가 위치한 점이며  $j$ 는 각각의 표적이다.

$$P_{cd}(i, j) = P_t(j) \times P_{cd}(i) \quad (4.2)$$

식 (4.2)를 이용하여 탐색공간 안의 모든 표적분포, 즉 모든 표적존재확률에 대한 최종누적탐지확률(Final Cumulative Detection Probability,  $P_{fcd}$ )은 식 (4.3)과 같이 각각의 표적에 대한 누적탐지확률을 모두 합함으로써 계산된다.



식 (4.3)에서  $i, j$ 는 식 (4.2)와 같으며,  $N$ 은 총 표적의 개수인 24이다.

$$P_{fcd}(i) = \sum_{j=1}^N P_{cd}(i, j) \quad (4.3)$$

표적존재확률은 쿼른 띠 안의 점들을 제외하면 모두 ‘0’이므로 결국 소나의 탐지거리 범위 안에 표적이 있을 때만 누적탐지확률이 증가한다. 본 연구에서는 인접한 점까지만 탐지거리 범위 안에 포함되도록 설정하였으며, 탐색자가 있는 점과 가능한 유전자 경로의 인접한 점에 표적존재확률이 ‘1’인 지점이 포함될 때, 누적탐지확률이 증가된다. 이렇게 계산된 최종누적탐지확률을 비교해서 적합도가 가장 높은 염색체가 최고의 유전자 조합이 된다.

위에서 정의된 목적함수를 바탕으로 OASPP의 적합도를 계산하는 과정은 아래와 같다.

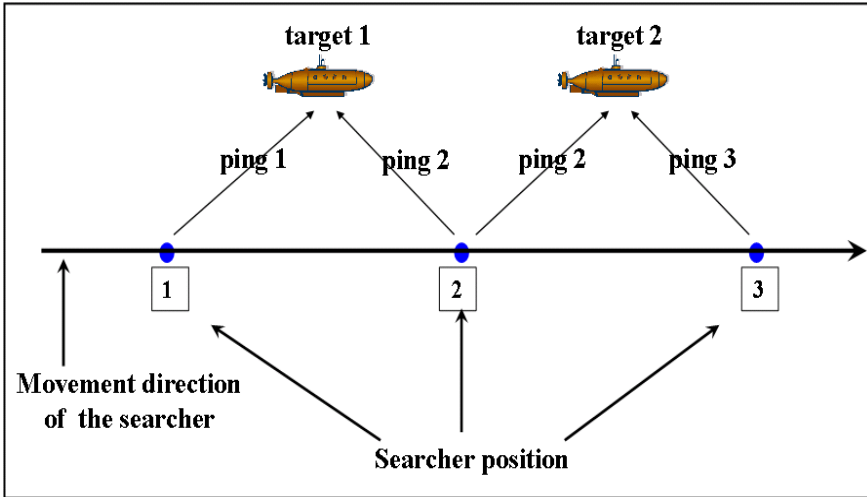


Figure 4.2 Schematics of the acoustic search path for the calculation of CDP

그림 4.2에서 표적존재확률이 ‘1’인 지점이 표적1, 2의 위치이며 3개의 수평

한 점을 지나는 화살표 방향이 탐색자가 탐색하는 방향이다. 이산경로시스템의 특성상 탐색자는 1, 2, 3번 점에서만 탐색이 가능하다. 순서에 따라 탐색자가 1번, 2번, 3번순으로 위치한다고 가정하고 각각의 위치에서 음향탐색을 수행한다면 각 위치에서의 누적탐지확률은 식 (4.1), (4.2), (4.3)에 의해서 Table 4.1과 같이 계산된다.

Table 4.1 An example of calculation of CDP

Items	target 1		target 2	
	$Pd$	$Pcd$	$Pd$	$Pcd$
ping1	0.5	0.5	0.0	0.0
ping2	0.5	0.75	0.5	0.5
ping3	0.0	0.75	0.5	0.75

탐색자가 위의 세 점에서만 탐색했을 때, 표적1, 2에 대한 각각의 누적탐지확률을 모두 합한  $0.75+0.75=1.5$ 가 최종누적탐지확률이 된다.

유전알고리즘은 최상의 해가 아닌 최적의 해를 도출하는데 적합한 알고리즘이며 무작위 요소로 인해 매번 탐색을 실행할 때 마다 최상의 해를 도출하는 것은 아니며, 최종누적탐지확률이 ‘24’가 되는 최상의 해에 도달하려면 많은 시간과 세대수가 필요할 수도 있다. 그러나 최적의 해인 90%이상의 해를 찾는 데는 비교적 적은 시간이 소요된다. 본 연구에서도 100번의 시뮬레이션 결과 90%이상의 해는 평균 17세대 안에 수렴하였고, 95%까지 평균 30세대, 97%이상의 해에는 평균 54세대가 소요되었으며, 최상의 해인 99%이상에 수렴하기 위해서는 상대적으로 많은 세대수가 필요하다는 것을 시뮬레이션을 통해 확인할 수 있었다. 그러므로 타당성 있는 결과 치를 획득하면 탐색을 종료할 수 있는 적절한 상한선을 정하는 것도 유전알고리즘을 효율적으로 적용하는 하나의 방법이다.

### 4.1.3 OASPP 탐색과정

앞에서 정의한 탐색공간, 부호화 및 목적함수를 바탕으로 35개의 방향성분 유전자를 하나의 가능한 해, 즉 염색체로 조합하여 총 128개의 염색체를 각각의 세대에 유지하면서 탐색을 수행한다. 초기탐색을 더욱 넓게 하기 위해서 첫 세대의 개체수는 128의 두 배인 256개로 설정하였고, 무작위탐색(random search) 95%, 직선탐색(straight search) 5%비율로 탐색하였다. 직선탐색은 유전자가 한 방향으로 계속 전진하도록 설정한 것이다.

생존비율은 12.5%, 유성생식 75%, 무성생식 12.5%이다. 돌연변이는 유성생식과 무성생식에만 적용하였으며, 유성생식에 적용시킨 돌연변이는 교배(crossover)과정에서 생성된 염색체의 유전자 일부분을 임의의 유전자로 교체해주는 것이며, 돌연변이율은 10~50%까지 가변적으로 설정하였다. 돌연변이율을 조절하는 판단기준은 각각의 세대에서 최고의 적합도를 가지는 염색체가 반복되는 횟수이다. 똑같은 염색체가 계속해서 반복되는 것은 국부해에 수렴하여 최적의 해에 도달하는데 어려움이 있다는 것이므로, 국부해에 수렴한다는 것을 최고 적합도를 가지는 염색체의 반복 횟수로 판단하고 이것을 바탕으로 돌연변이율을 변화하면서 적용시켰다. 무성생식에는 두 종류의 돌연변이를 적용하였으며, 복제(cloning)과정을 통해 생성된 염색체에 각각 적용시켰다.

직전 경로를 역행(backward)하는 것은 탐색의 효율성 측면에서 제한하였다. 주요 연산자 중 가장 큰 비중을 가지는 유성생식 과정은 그림 4.3과 같다.

본 연구에서는 35개의 유전자를 하나의 염색체로 정의하였지만, 설명을 위해 출발점에서부터 방향성분유전자 9개만 하나의 염색체라 가정한다. 이전 세대에서 우수한 염색체 두 개를 임의로 선택한 것이 그림 4.3의 우성 염색체 1, 2이며 무작위 숫자에 따라 교배를 한다.

그림 4.4에서 교배 후 만들어진 총 6개의 새로운 염색체 중에서 적합도가 높은 4개의 염색체만을 선택해서 새로운 세대를 형성한다. 앞에서 언급한 유성생식에서의 돌연변이 과정도 여기에서 적용되는데, 돌연변이율 안에 속하는 염

색체의 유전자 중 몇 개가 임의의 숫자로 교체된다. 그림 4.5에서 새로 생성된 6번째 염색체의 일부가 임의의 숫자로 교체된 것이 돌연변이 과정의 결과이다.

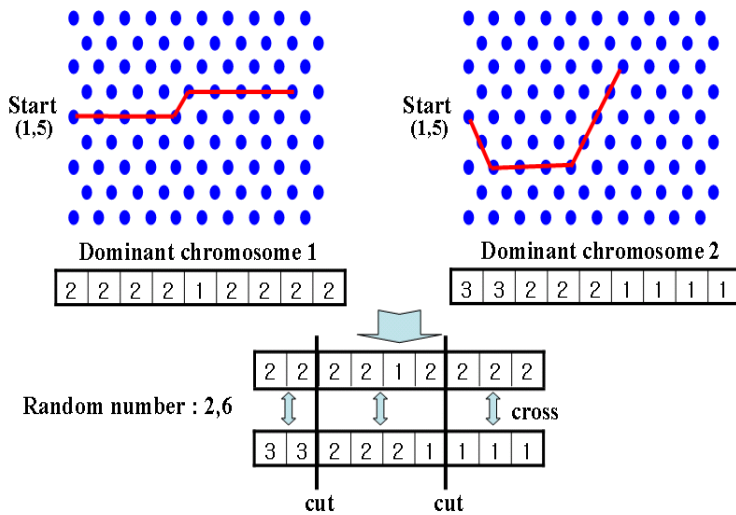


Figure 4.3 Sexual reproduction(crossover)

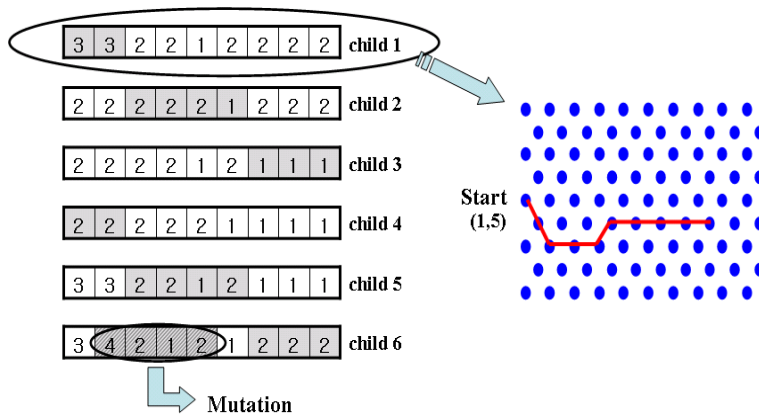


Figure 4.4 Result of sexual reproduction and mutation

한 가지 주의 할 점은 교배과정 후 생성된 탐색자의 경로가 탐색공간을 벗어날 때이다. 운이 좋다면 탐색자의 경로가 탐색공간을 벗어나지 않을 수도 있지만, 만약 벗어난다면 경계면에서 가능한 탐색방향을 찾아본 후 그 중 하나를 선택해 탐색경로가 탐색공간을 벗어나지 않도록 하는 작업이 필요하다.

무성생식은 앞에서 언급했듯이 두 개의 염색체가 아닌, 복제된 하나의 우수 염색체에 돌연변이 과정을 적용하여 새로운 염색체를 생성하는 것을 말한다. 본 연구에서는 두 종류의 무성생식과정을 그림 4.5와 그림 4.6과 같이 정의 하였다. 무성생식 1은 그림 4.5와 같이 삼각형 모양의 경로를 대칭축을 중심으로 대칭시키는 것이다.

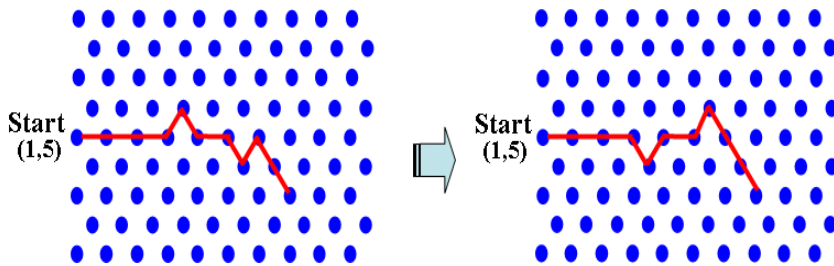


Figure 4.5 Asexual reproduction applied to mutation based on a geometric gene reflection

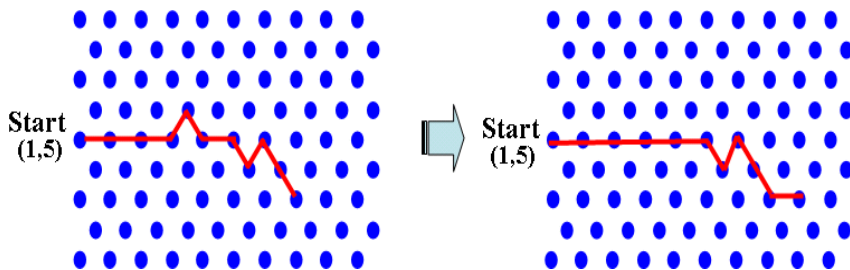


Figure 4.6 Asexual reproduction applied to mutation based on node elimination

무성생식 2는 그림 4.6과 같이 구부러진 경로를 곧게 해준다. 그림 4.6에서 보는 것과 같이 구부러진 경로를 곧게 연결시키고, 그 과정에서 발생하는 부족한 염색체 길이만큼 끝부분에 새로운 유전자를 연결시켜줌으로써 전체적인 염색체 길이를 맞춰준다.

유성생식과 무성생식의 적정비율은 어떤 알고리즘을 적용하는가에 따라 다르기 때문에 많은 시뮬레이션을 통해 실험 치로써 최적의 값을 도출해야 한다. 본 연구에서는 무성생식을 적용할 때, 상위 적합도의 염색체에 소수 적용시켰을 때 가장 효과적이라는 것을 여러 번 수치를 바꾸어 가며 확인 후 최종적으로 적용시켰다.

위의 과정을 계속 반복해서 각 세대가 형성되고, 해에 대한 적합도에 따라 진화와 도태가 일어난다. 많은 세대를 지나다 보면 중복되는 염색체가 발생하는데 효율적인 탐색을 위해서 중복은 피하는 것이 좋다. 직전 세대와 현 세대 안에서의 중복을 피했으며, 무성생식에서는 중복을 고려하지 않았다.

#### 4.1.4 OASPP 순서도

단일 소나를 운용할 경우 이산경로 시스템에서 OASPP가 최적의 음향탐색 경로를 도출하는 과정을 순서도로 표현하면 그림 4.7과 같다. 앞에서 설명한 바와 같이 탐색공간, 목적함수, 초기 매개변수를 정의 한 후, 초기탐색을 실시하고, 주 알고리즘 내부에서 해에 대한 수렴여부를 판단한 뒤, 최고 적합도 값이 정해진 최적의 해에 수렴했는지를 판단하여 조건에 만족하지 않았을 때, 유전 알고리즘의 주요 연산자인 생존, 생식, 돌연변이를 통하여 새로운 세대를 형성해서 최적의 음향탐색경로를 찾을 때까지 반복 수행한다.

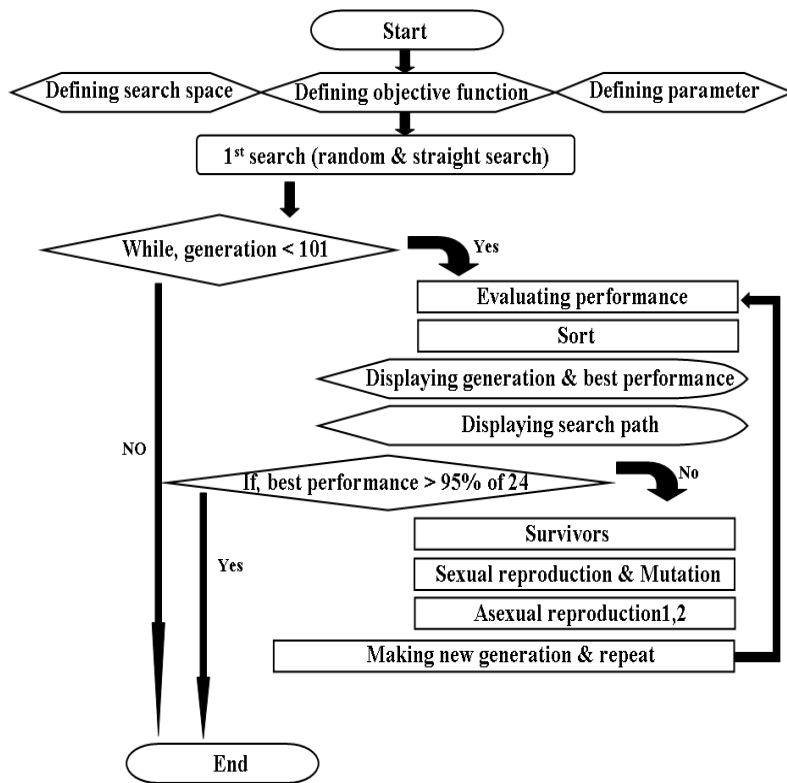


Figure 4.7 OASPP flow chart

## 4.2 개발된 알고리즘의 평가

OASPP의 성능을 평가하기 위해서 알고리즘간의 성능평가에 주로 사용되는 계산시간과, 최적의 해에 도달한 정도를 알 수 있는 적합도, 그리고 해를 구하기 위해 생성된 개체수를 이용하였다.

OASPP의 시뮬레이션 결과가 선행되었으며, 확률적 기법인 Monte Carlo (MC) 방법을 적용하여 100번의 시뮬레이션 후 각각의 평균값을 계산하여 성능을 평가하였고, 최종적으로 다른 탐색방법 3가지 즉, 전역(exhaustive)탐색, 무작위(random)탐색, 그리고 사다리(ladder)탐색 알고리즘과 OASPP를 비교하였다.

### 4.2.1 시물레이션

위의 목적함수 정의에서 언급했듯이, 굵은 띠 안의 표적이 존재할 확률이 '1'인 지점이 총 24개이고, 탐색공간 안에서 크게 2개로 분리되어있다.

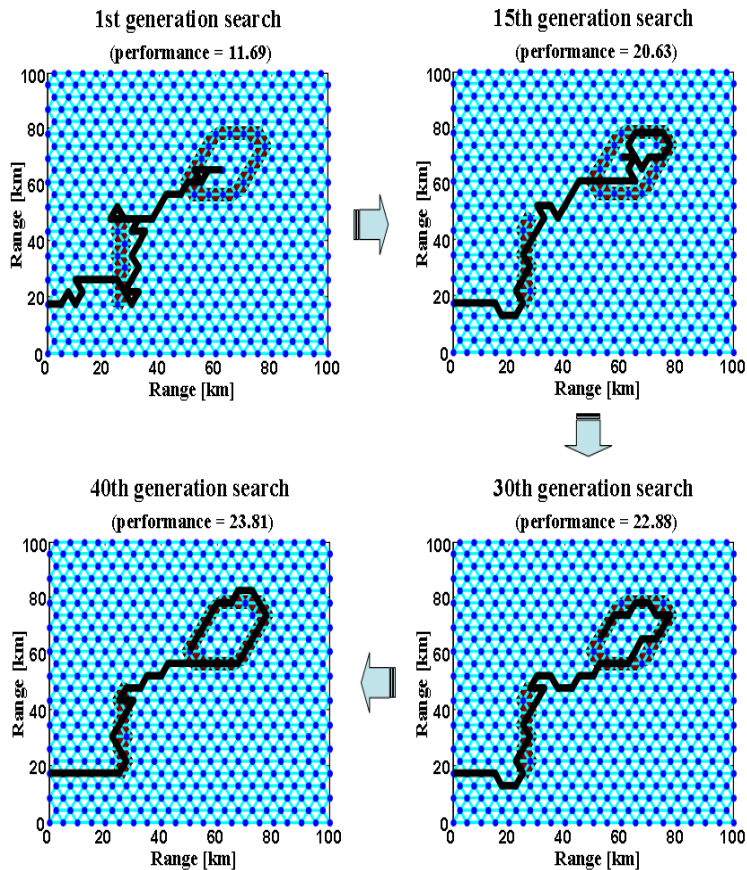


Figure 4.8 Search paths of each generation

탐색자가 탐색하는 거리는 유전자 35개로 제한되었고 24개의 표적이 존재할 확률이 높은 곳을 모두 경유하는 일반적인 탐색알고리즘에 음향적인 요소를 가미하여 소나의 탐지거리를 바탕으로 한 누적 탐지확률이 최대치('24')가 되는



탐색경로가 최상의 해이며, 그림 4.7의 OASPP 순서도에서 언급했듯이 적합도가 최고적합도 24의 95%이상일 때와 세대수가 100을 초과할 때 탐색을 종료하도록 상한선을 설정했다. 시뮬레이션을 통해서 OASPP가 최적의 음향탐색경로를 도출하는 과정은 그림 4.8과 같다.

그림 4.8에서 보듯이 OASPP가 화살표 방향으로 최적해를 도출하는 과정을 볼 수 있다. 왼쪽 상단에 있는 그림이 초기탐색 256개 해 집단에서 최고 적합도를 가지는 염색체의 탐색경로를 나타낸 것이며, 적합도(performance) 11.69는 앞에서 정의했던 목적함수인 누적탐지확률 식에 의해 계산된 결과 값이다. 초기탐색에서는 탐색공간 좌측하단에 위치한 표적들에 대한 탐색이 거의 대부분을 차지하며 우측 상단에 위치한 표적들에 대한 탐색은 일부분만 수행되고 있으나, 점차적으로 세대수가 증가함에 따라서 최적의 탐색경로를 도출하는 것을 확인할 수 있다. 마지막 그림인 40세대 탐색에서는 최상의 해인 최대누적탐지확률 24의 99%를 넘는 누적탐지확률을 도출하며, 이것은 탐색공간안의 모든 표적에 대한 탐색이 성공적으로 수행된 것이라 볼 수 있다. 그림 4.8의 탐색과정 결과를 각각의 세대수(generation)와 개체수(population)에 따른 적합도로 도식화하면 그림 4.9와 같다.

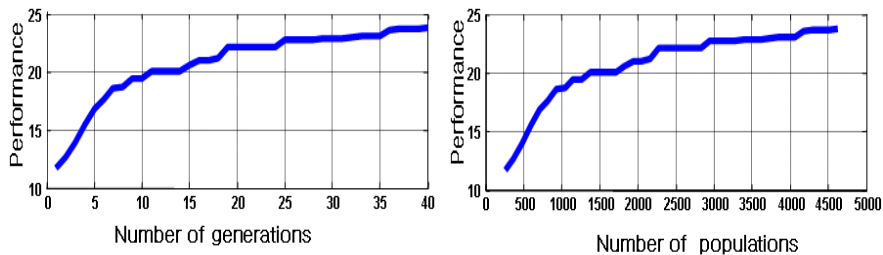


Figure 4.9 Performance as a function of generation and population

초기탐색에서 99%이상의 최적의 해를 획득하는 데까지 세대수 40, 개체수는 약 4700개가 소요된다는 것을 그림 4.9의 그래프에서 확인할 수 있으며, 곡

선의 현격한 기울기 차이에서 90%정도의 해까지는 빠르게 수렴하는 반면, 그 이상의 해에 도달 하는 데는 비교적 많은 세대수와 개체수를 필요로 한다는 것을 알 수 있다. 만약, 위의 그래프 모양이 더 이상 최적의 해에 수렴하지 않고 수평으로 유지된다면, 국부해에 수렴한 것이므로 국부해를 탈출할 수 있는 돌연변이 비율을 가변적으로 잘 조절하는 것이 필요하다.

무작위 요소가 포함된 OASPP의 결과는 매번 다르고, 한 번의 시뮬레이션으로 알고리즘의 성능을 평가한다는 것은 타당하지 못하므로 확률적 시뮬레이션 기법인 Monte Carlo(MC) 방법을 적용하여 OASPP를 100번 반복실행 함으로써 통계적 결과 치를 획득하였다.

Table 4.2 Statistical results after repeating 100 times

Items	Mean performance	Mean generation	Mean population	Mean time[sec]	Total time[sec]
Result	23.319063	52.85	6063.2	338.04813	33805

표 4.2에서 알 수 있듯이, 평균적합도가 최상의 해인 24의 약 97%를 넘으며, 이 결과를 도출하는데 소요된 평균세대수가 52.85세대, 평균시간이 약 338초이다. 비록 실제 환경조건에 비해 문제를 단순화 하였지만, 개발된 OASPP 알고리즘이 상당히 빠른 시간 안에 최적의 음향탐색경로를 도출함을 확인할 수 있다.

#### 4.2.2 OASPP vs 전역탐색

전역탐색은 탐색공간을 모두 탐색한 뒤 그 중에서 최고값을 선택하는 가장 기본적인 확실한 방법이다. 이와 같은 탐색방법은 탐색공간이 단순하고 작을 때는 최상의 해를 100%보장하지만, 본 연구와 같이 복잡한 탐색공간을 가지는

문제일 때는 가능한 모든 경로를 탐색한다는 것은 무리가 있다. 간단히 설명하면, 본 연구에서 탐색자의 탐색거리는 유전자 35개로 구성되어 있으므로 동일한 조건에서의 비교를 위해 35개의 탐색거리만큼 전역탐색을 수행한다고 가정했을 때, 유전자 하나당 가능한 경우의 수를 직전경로를 되돌아가는 것을 제한하여 5개로 추정하면, 총 가능경로의 수가  $5^{35} = 2.9014 \times 10^{24}$ 개이다. 이 숫자만큼의 경로를 프로그램 상에 구현한다는 것은 프로그램의 수치계산 시간상 불가능하다. 그러므로 전역탐색방법은 본 연구의 탐색공간에 적용할 수 없으며, 위의 간단한 계산만으로도 복잡한 탐색공간을 축소시키며 표 4.2의 평균 개체수에서 확인했듯이 6063개의 경우만을 확인하여 최적의 탐색경로를 도출하는 OASPP의 효율성을 확인할 수 있다.

### 4.2.3 OASPP vs 무작위탐색

무작위탐색은 정해진 일정한 규칙 없이 무작위로 탐색공간을 탐색하는 방법이며, 무작위탐색을 일정시간 수행해서 그 중에서 최상의 해를 선택하면 된다. OASPP와 같은 환경과 목적함수를 적용해서 시뮬레이션 했으며, 생성되는 모든 개체에 대해 중복을 제한하는 것은 전역탐색과 같은 결과를 얻을 수 있으므로 OASPP와 동일하게 직전세대와 현세대에 대한 중복만을 고려하였다.

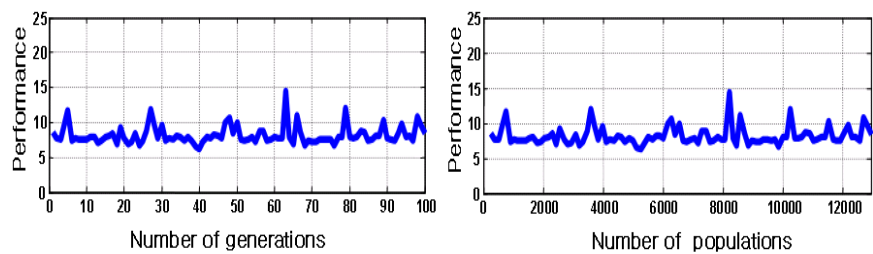


Figure 4.10 Performance of random search as a function of the numbers of generation and population

그림 4.10이 무작위탐색을 수행한 결과이며, 그림 4.9에서 보여준 OASPP의 세대수 보다 약 2배 많은 100세대까지 탐색을 수행하였지만, 해에 대한 수렴이 거의 안 되고 있음을 알 수 있다. 확률적으로 의미 있는 값을 얻기 위해서 Monte Carlo(MC) 방법을 적용하여 OASPP와 같은 100번의 반복 시뮬레이션을 통해 평균값을 계산하였다.

OASPP와 무작위탐색을 100번 수행한 수치의 평균값을 비교한 것이 표 4.3이며, 전략적 무작위(random)방법인 유전알고리즘을 적용한 OASPP가 단순한 무작위 탐색보다 모든 부분에서 월등히 좋은 결과를 도출함을 확인할 수 있다.

Table 4.3 Comparison of OASPP results with random search results after repeating 100 times

Items	Mean performance	Mean generation	Mean population	Mean time[sec]	Best performance
OASPP	23.319	52.85	6063.2	338	23.93
Random	13.749	100	12928	467	17

#### 4.2.4 OASPP vs 사다리 탐색

사다리 탐색은 탐색공간을 사다리 모양으로 탐색하는 방법이며, 전역탐색에 비해 탐색 길이를 줄일 수 있고, 충실한 탐색을 가능하게 한다. 실제 해군에서 대잠수함 작전 시 가장 많이 이용하는 탐색방법이며, 두 가지 경우에 대해서 OASPP와 비교 하였다.

먼저 탐색 길이를 그림 4.11과 같이 유전자 35개의 길이만큼 고정시켜 비교한 결과 OASPP는 최적의 경로를 찾는 반면 사다리 탐색에 있어 가장 효율적이라는 대각선 방향의 사다리탐색의 경우는 좌측하단의 일부만을 탐색함을 확인할 수 있다. 즉, 같은 노력을 투자했을 때 사다리 탐색은 탐색공간의 일부를 탐색하는 반면, OASPP는 탐색공간 안에서 표적이 분포하는 모든 지역을

탐색함을 확인할 수 있다. 그림 4.12와 같이 사다리 탐색의 탐색 길이를 더욱 길게 하여 탐색공간 전체를 탐색한 경우는 OASPP와 같은 알고리즘과 계산시간 없이도 높은 결과 값을 도출하지만, 실제 탐색자가 탐색을 실시 할 때, 상대적으로 적은 노력을 투자하여 큰 성과를 얻을 수 있는 OASPP가 효율적이라는 것을 직관적으로 알 수 있다.

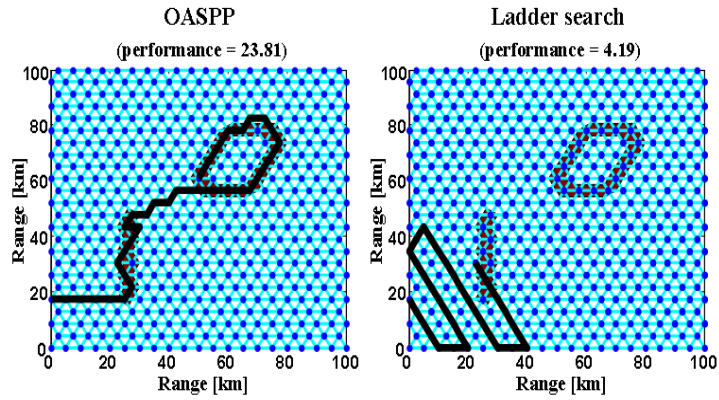


Figure 4.11 Comparison of OASPP path with ladder search path with the same path lengths

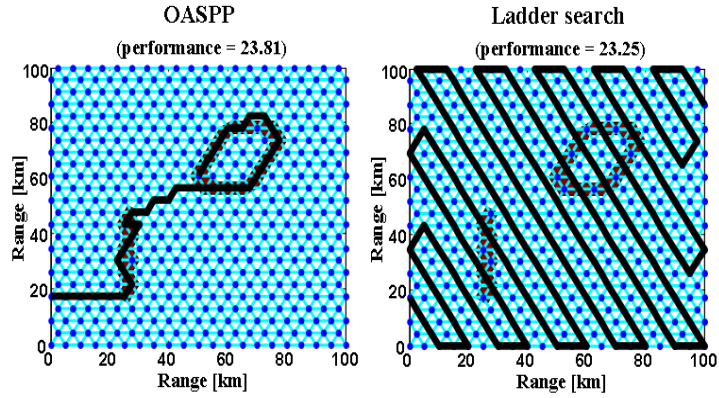


Figure 4.12 Comparison of OASPP path with ladder search path with the different path lengths

## 5. 연속경로 시스템에서 단일소나에 대한 최적음향탐색경로전략

### 5.1 이론 및 알고리즘

#### 5.1.1 염색체 부호화

본 연구에서는 그림 5.1에서와 같이  $0 \leq \theta < 360$ 사이의 탐색자가 이동한 방향( $\theta$ )을 하나의 유전자로 하여, 총 36개(총 탐색시간/탐색간격)의 유전자 조합이 탐색경로인 염색체를 구성하고 있다.

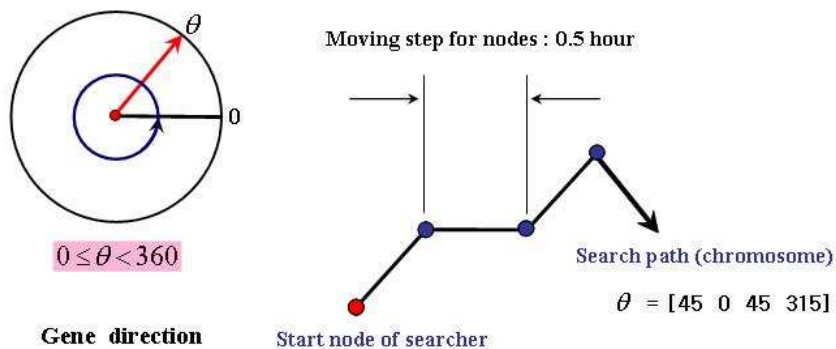


Figure 5.1 Chromosome design

탐색자의 이동간격은 5km(0.5시간)으로 고정되었으며, 총 탐색시간은 18시간으로 설정하였다. 그림 5.1에서 알 수 있듯이, 탐색자의 위치를 유전자로 표현한 DelBalzo[1] 알고리즘과는 달리 본 연구에서는 탐색자의 이동방향을 유전자로 활용하였으며, 이 방법은 진화과정에서 다양한 유전자를 보장하여 다양한 탐색을 가능하게 하고, 유전알고리즘의 문제점인 국부해에 수렴하는 현상을 극복할 수 있는 해결책이 될 수 있다.

### 5.1.2 OASPP 탐색과정

최적의 탐색경로를 도출하기 위해 각 세대에 128개의 염색체 집단을 유지하면서 탐색을 수행하며, 초기 탐색 즉, 첫 세대 염색체는 다양한 탐색경로가 저장되어 있는 유전자 은행(bank of gene)의 유전자를 무작위로 조합하여 염색체를 구성하였다. 초기 탐색경로와 탐색경로의 진화과정에서 유전자 은행의 유전자를 사용한다는 것이 OASPP 알고리즘이 DelBalzo's 알고리즘[1]과 다른 또 하나의 특징이다. 유전자 은행은 유전자의 다양성과 함께 우성 탐색경로를 진화과정에 활용할 수 있게 해주며, 유전자 은행에 있는 대표적인 경로는 그림 5.2와 같다.

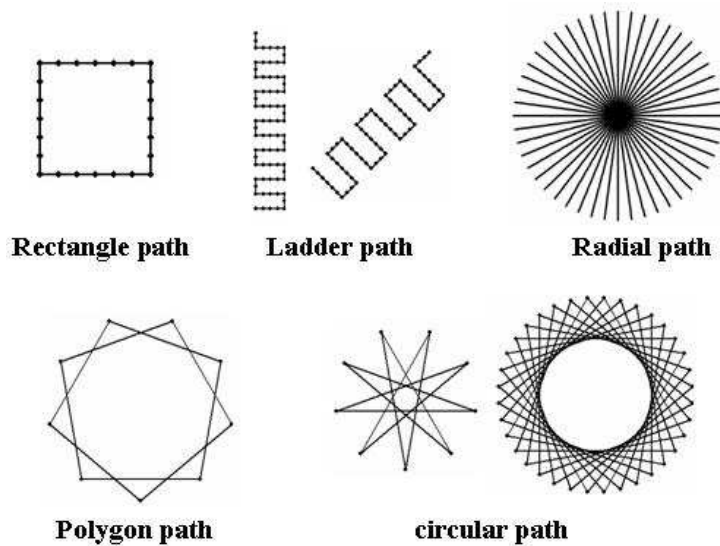


Figure 5.2 Bank of gene

생존은 이전세대의 적합도(fitness)가 높은 염색체를 돌연변이 과정 없이 다음 세대에 그대로 보존하는 것이며, 본 연구에서는 생존비율을 25%로 설정하였다. 생식은 유성생식과 무성생식으로 나뉘며, 유성생식(crossover)은 이전세대의 부, 모에 해당하는 염색체 두 개를 선택하여 임의의 구간을 정해 유전자

를 교환하는 것이며, 그 과정은 그림 5.3과 같다.

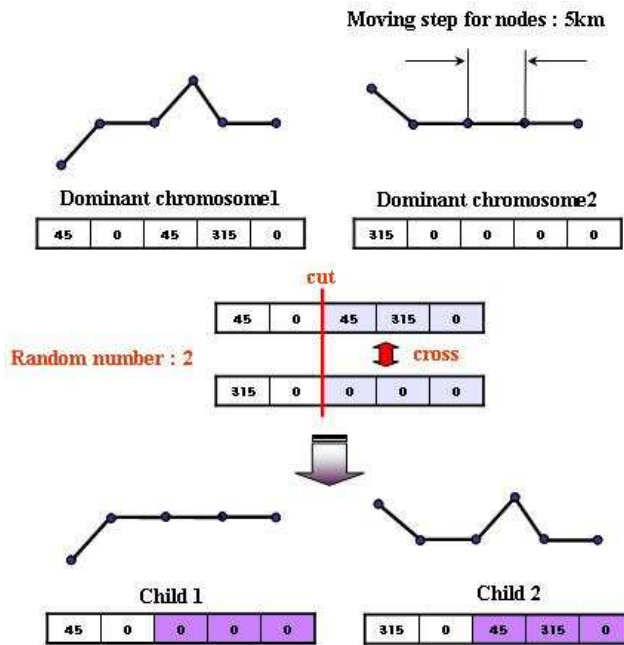


Figure 5.3 Sexual reproduction(crossover)

무성생식(cloning)은 이전세대 염색체 하나를 복제한 후 돌연변이과정을 적용하여 새로운 염색체를 생성하는 것을 말한다. 현재 많은 유전알고리즘이 유성생식과 무성생식을 적절히 섞어서 사용하고 있다[1].

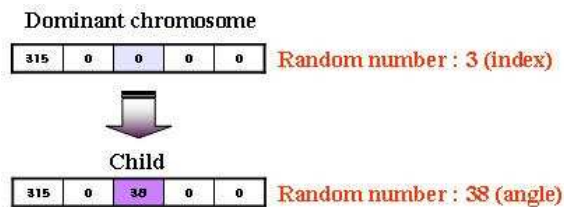


Figure 5.4 Asexual reproduction 1



본 연구에서는 총 5종류의 무성생식과정을 적용하였으며, 무성생식 1은 그림 5.4와 같이 이전세대의 우수염색체를 복제하여 유전자 하나를 임의의 새로운 유전자로 교체하는 돌연변이 과정을 적용한 것이고, 무성생식 2는 같은 방법으로 2개의 유전자를 교체한다. 무성생식 3은 그림 5.5와 같이 무성생식 1에서의 교체유전자를 다양한 유전자가 보관되어 있는 유전자은행에서 선택하는 것이며, 무성생식 4는 그림 5.6(a)와 같이 구부러진 탐색경로를 유전자 1개 길이만큼 곧게 펴주며, 무성생식 5는 그림 5.6(b)와 같이 유전자 2개 길이만큼 탐색경로를 곧게 해준다. 유성생식은 12.5%, 무성생식은 62.5%를 각각 적용하였다.

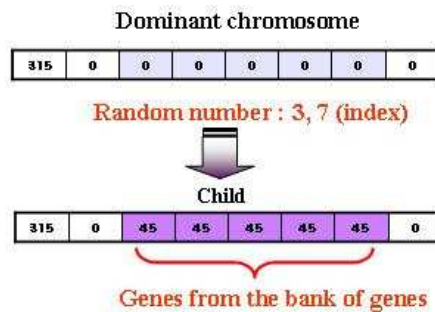


Figure 5.5 Asexual reproduction 2

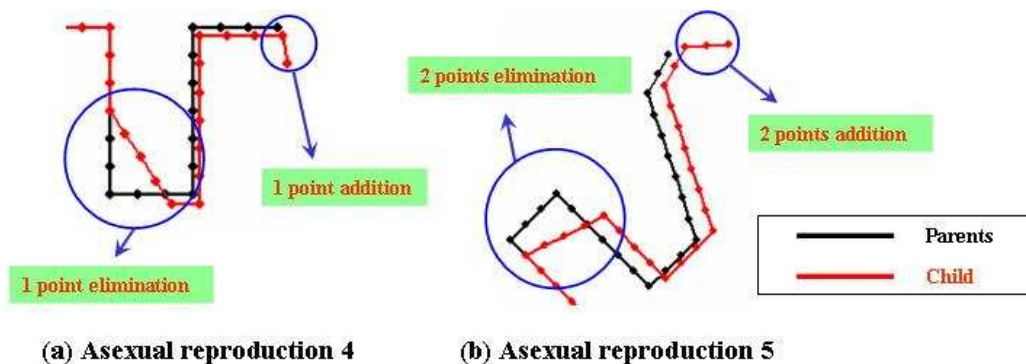


Figure 5.6 Asexual reproduction 4 and 5

위의 생존, 생식, 돌연변이과정을 계속 반복해서 각 세대가 형성되고, 해에 대한 적합도에 따라 진화와 도태가 발생한다.

### 5.1.3 목적함수 정의

4.1.2절에서와 같이 연속경로시스템에서도 탐색경로의 효과도 측정(MOE)인 누적탐지확률( $P_{cd}$ )을 목적함수로 정의하였으며, 누적탐지확률의 매개변수 역시 표적존재확률( $P_t$ )과 탐지확률( $P_d$ )을 적용하였다[4]. 본 연구에서는 시뮬레이션을 위하여 그림 5.7에서와 같이 거리에 따른 3가지 탐지확률을 정의하였다. 그림 5.7(a)는 표적이 탐지거리(3km)안에 있을 경우 탐지확률이 1이며, 탐지거리 밖에 위치했을 경우 0이다. 그림 5.7(b)와 그림 5.7(c)는 실제 소나의 성능과 유사한 경우로 탐지확률이 거리에 따라 감소한다. 위에서 정의된 탐지확률을 이용해 식 (5.1)과 식 (5.2)로부터 누적탐지확률(CDP,  $P_{cd}$ )이 계산된다.

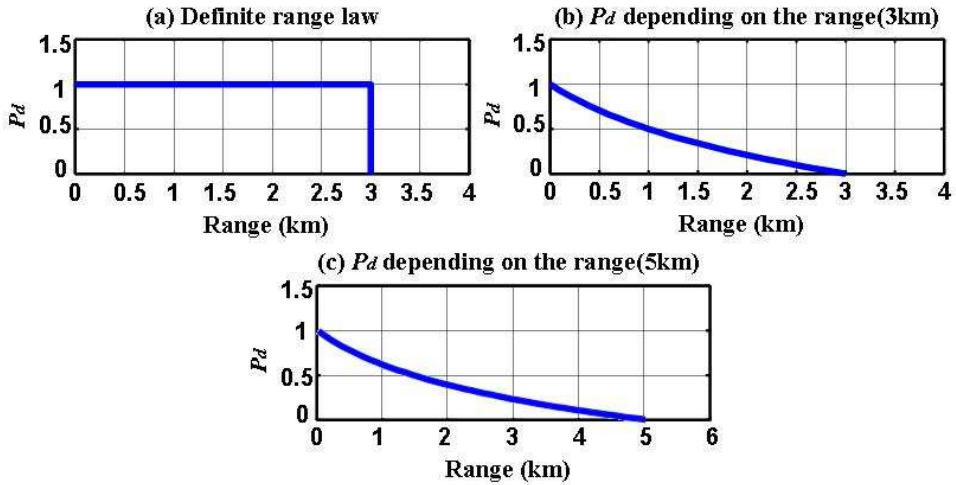


Figure 5.7  $P_d$  as a function of range

$$P_{cd}(i, j) = P_d(r) \times \{1 - P_{cd}(i-1, j)\} + P_{cd}(i-1, j) \quad (5.1)$$

$$P_{fcd}(i) = \sum_{j=1}^N P_t(j) \times P_{cd}(i, j) \quad (5.2)$$

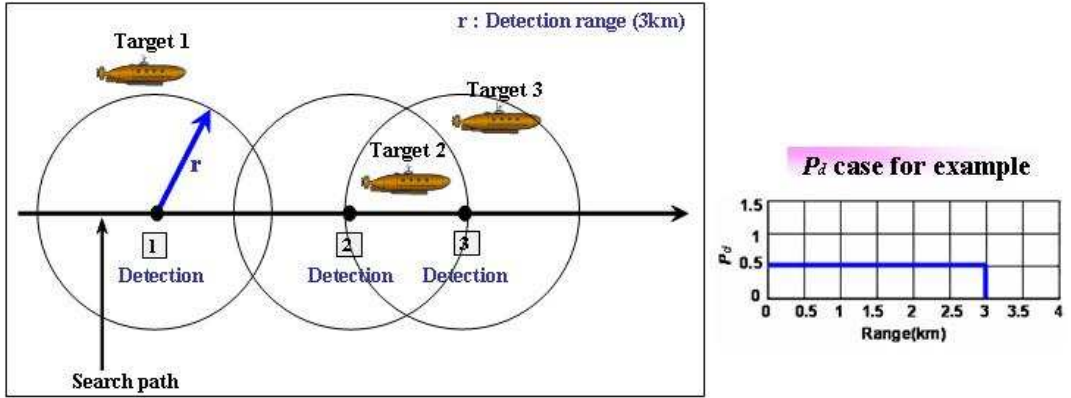


Figure 5.8 Schematics of the acoustic search path to calculate CDP

ping \ target	target 1		Target 2		Target 3		All targets
	$P_d$	$P_{cd}$	$P_d$	$P_{cd}$	$P_d$	$P_{cd}$	$P_{fcd}$
Detection 1	0	0	0	0	0	0	0
Detection 2	0	0	0.5	0.5	0	0	0.5
Detection 3	0	0	0.5	0.75	0.5	0.5	1.25

$$P_{cd(3)} = P_d(r) \times \{1 - P_{cd(3-1)}\} + P_{cd(3-1)} = 0.5 \times \{0.5\} + 0.5 = 0.75$$

Figure 5.9 Example CDP calculation

식 (5.1)은 탐색공간 안에 위치한 각각의 표적에 대한 누적탐지확률이며, 식 (5.2)에서와 같이 표적존재확률을 곱하여 각각의 표적에 대한 누적탐지확률을 계산한 뒤, 모두 합함으로써  $i$  번째 탐색시간에서의 모든 표적분포에 대한 누적탐지확률을 도출할 수 있다. 표적존재확률은 5.2절의 시뮬레이션에서 자세히 정의할 것이며, 식 (5.1)과 식 (5.2)에서  $i$ 는 0.1시간 간격으로 음향탐색을 수행하는 시간,  $P_d(r)$ 은 거리에 따른 탐지확률,  $j$ 는  $j$ 번째 표적, 그리고  $N$ 은 총 표적

의 개수를 의미한다. 위에서 정의된 목적함수를 바탕으로 개발된 알고리즘인 OASPP의 누적탐지확률을 계산하는 과정은 그림 5.8~9와 같다.

그림 5.8에서 표적존재확률이 1인 위치가 표적 1, 2, 3이 위치하는 곳이며, 가로방향 화살표가 탐색자의 이동방향이다. 화살표 위의 3개의 작은 점이 음향 탐색을 수행하는 위치라고 가정할 때, 누적탐지확률은 다음 그림 5.9와 같이 계산되어 진다. 그림 5.9에서 알 수 있듯이 누적 탐지확률은 탐지거리 안에 표적이 존재할 경우만 증가하며, 각각의 표적에 대한 누적탐지확률을 모두 합한 값이 해당 탐색경로에 대한 최종 누적탐지확률( $P_{fd}$ )이 된다. 즉, 각각의 탐색경로에 대한 최종 누적탐지확률을 비교하여 해당 탐색경로에 대한 평가를 실시하며, 그 결과에 따라 진화와 도태가 발생한다.

### 5.1.4 표적 모델링

본 연구에서는 누적탐지확률을 계산하기 위해 유체의 거동을 해석하는 두 가지 방법을 표적 모델링에 적용하였다. 첫 번째가 표적의 수가 적을 때, 특정 표적의 경로를 상세히 기술하는데 사용되는 라그랑지안 접근(Lagrangian approach)방법이며, 두 번째 방법이 탐색공간에서 특정 위치나 관심지역 안의 표적분포 흐름에 중점을 두는 오일러리안 접근(Eulerian approach)방법이다[9]. 두 가지 방법은 그림 5.10과 같이 누적탐지확률을 계산하는데 있어 차이점을 가진다.

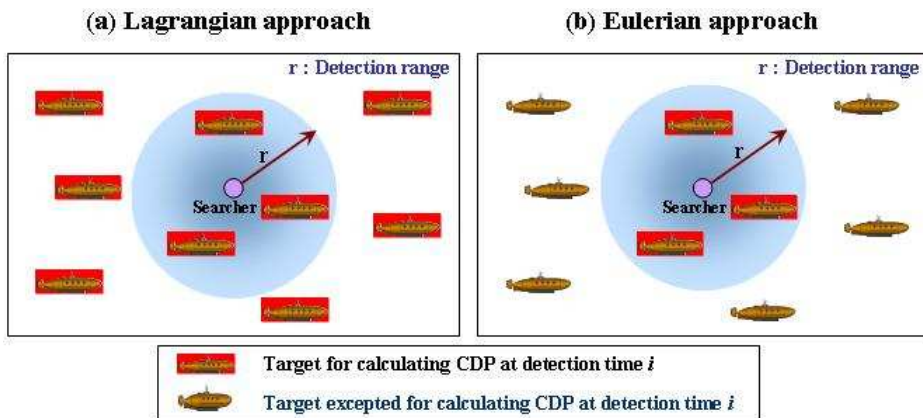


Figure 5.10 Schematics of target modeling to calculate CDP

그림 5.10(a)와 같이 라그랑지안 접근 방법은 탐색자의 탐지거리에 관계없이 음향탐색을 실시하는 시간  $i$ 마다 탐색공간안의 모든 표적에 대해 누적탐지확률을 계산하는 반면, 오일러리안 접근 방법은 그림 5.10(b)와 같이 탐색자의 위치에서 탐지거리 안에 포함되는 표적만 사용하여 누적탐지확률을 계산한다. 그러므로 누적탐지확률을 계산할 때, 라그랑지안 접근 방법은 탐색공간 안에 표적이 적을 때와 표적의 움직임을 상세히 기술할 때 유용하며, 오일러리안 접근 방법은 탐색공간 안에 표적이 많을 경우 탐지거리 안에 포함되는 표적만 누

적탐지확률 계산에 사용함으로써 계산시간을 단축시키는데 유용하다. 두 표적 모델링 방법, 즉 라그랑지안 접근법과 오일러리안 접근법의 코딩(coding)방법 차이는 그림 5.11과 같다.

(a) Lagrangian approach	(b) Eulerian approach
<div>Target location parameters : (detection time, target index, x, y)</div>	<div>Target density parameters : (detection time, x, y)</div>
<pre> For i_pop = 1: number of population   For i_time = 1: number of detection time     For i_tgt = 1: number of target       <math>CDP = f(P_t, P_d)</math>     end   end end </pre>	<pre> For i_pop = 1: number of population   For i_time = 1: number of detection time     For i_x = x within detection range       For i_y = y within detection range         <math>CDP = f(P_t, P_d)</math>       end     end   end end </pre>

Figure 5.11 Comparison of Lagrangian and Eulerian approaches for calculating CDP

## 5.2 시뮬레이션

### 5.2.1 고정표적(stationary target)

탐색공간은 그림 5.12와 같이  $100 \times 100$ 의 이차원 평면을 가정하였고, 좌측 하단에 표시된 점(10,10)이 탐색자가 0.1시간 간격으로 음향탐색을 수행하며 10km/hour의 속도로 탐색을 시작하는 위치이다. 원형 띠 안의 24점들이 표적 존재확률이 1인 지점, 즉 표적이 존재하는 위치이며, 원형 띠와 표적의 수직 거리가 탐지거리(3km)를 나타낸다. 다시 말해서 탐색자가 원형 띠 안에 위치할 경우 표적에 대한 탐지가 가능해진다.

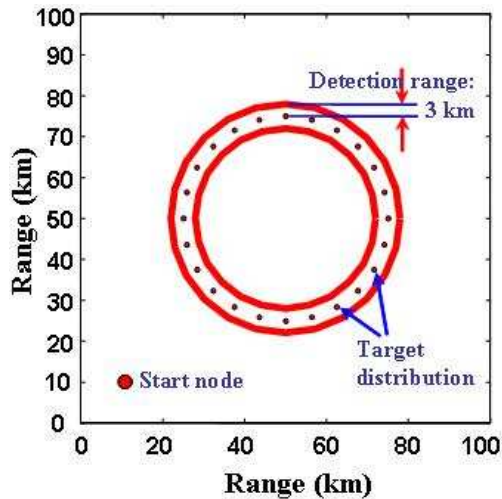


Figure 5.12 Stationary target distribution

위의 표적분포를 바탕으로 먼저 그림 5.7(a)(b)에서 정의된 거리에 따른 2가지 탐지확률분포를 적용하여 시뮬레이션 했으며, 확률적 기법인 Monte Carlo 방법을 적용하여 100번의 시뮬레이션 후 평균값을 도출하였고, 20번의 Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 본 연구의 OASPP와 DelBalzo[1] 알고리즘을 비교하였다.

시뮬레이션을 수행한 컴퓨터는 AMD Athlon 64-X2 Toledo 4800+ cpu에 2 Gbyte memory를 장착하고 있으며 운영체제는 windows XP이다.

### 1) 거리독립 탐지확률(definite range law)

거리에 따른 탐지확률은 그림 5.7(a)와 같으며, 탐색자의 총 탐색시간은 18 시간이다.

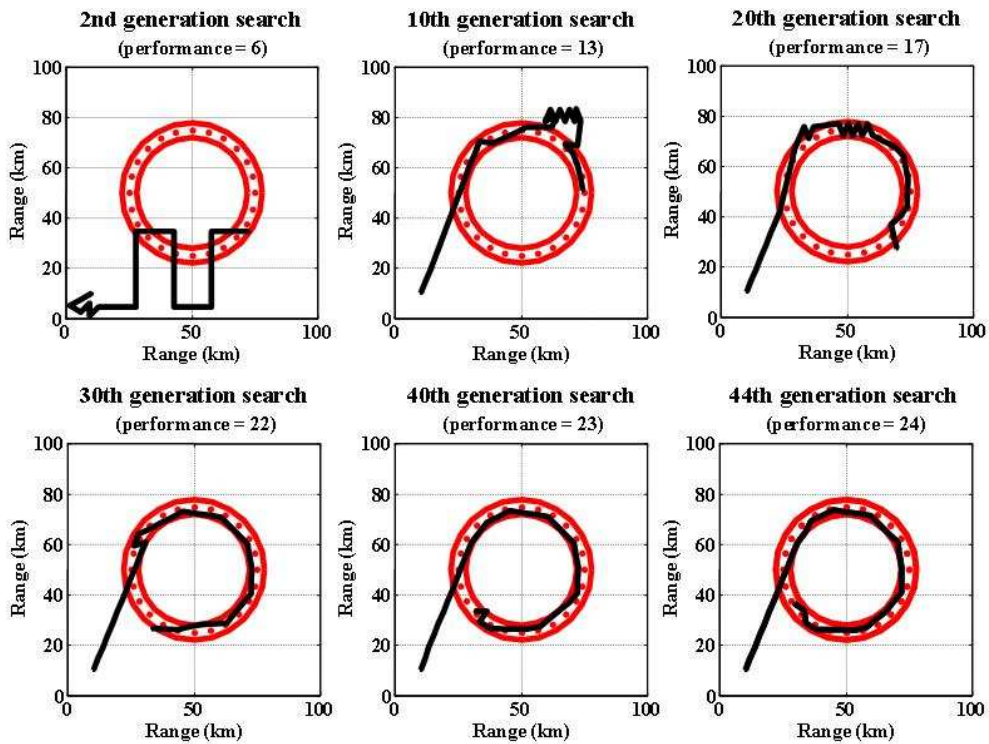


Figure 5.13 Search path of each generation

각 세대에서 최고 적합도를 가지는 탐색경로를 도출한 결과가 그림 5.13이며, 44세대에 원형 띠 안의 24개의 표적을 모두 탐지함을 확인할 수 있다. 세대 수(generation)와 개체수(population)에 따른 적합도를 도식화하면 그림 5.14와 같다.



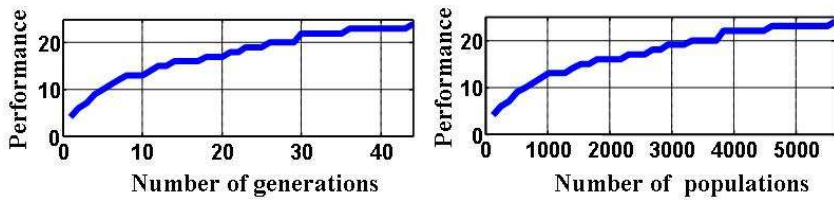


Figure 5.14 Performance as a function of generation and population

유전알고리즘은 무작위적인 요소를 많이 포함하고 있기 때문에 의미 있는 결과 치를 도출하기 위해 50번의 Monte Carlo 시뮬레이션을 수행하여 평균값을 계산하였다.

Table 5.1 Statistical results after 50-time repetition

Items	Mean performance	Mean generation	Mean time(sec)	Total time(sec)
Result	22.54	94.8	406.2	20313

표 5.1과 같이 50번 반복 수행한 결과 평균 적합도가 22.54로 최상의 해인 24의 약 93%이며 이 값을 도출하는데 소요된 평균시간은 406.2초이다. 비록 실제 환경조건에 비해 문제를 단순화 하였지만 본 연구의 OASPP가 직관적으로 최적의 탐색경로를 도출함을 확인할 수 있다.

## 2) 거리종속 탐지확률( $P_d$ depending on the range)

실제 소나의 거리에 따른 탐지확률과 유사한 분포를 가지는 그림 5.7(b)의 경우에 대해 같은 환경에서 시뮬레이션을 수행하였으며, 거리독립 탐지확률의 경우와 마찬가지로 24가 최대누적탐지확률이다.

각 세대에서 최고 적합도를 가지는 탐색경로를 도출한 결과가 그림 5.15이며, 거리독립 탐지확률의 경우와는 달리  $P_d$ 값이 거리에 따라 감소하므로 적합

도가 실수로 표현된다. 비록 그림 5.7(a)의 탐지확률 분포를 이용하여 시뮬레이션 한 결과보다 낮은 적합도를 도출하지만, 탐색경로는 표적에 더욱 더 근접해서 형성됨을 확인할 수 있으며, 이 결과는 표적과 근접할수록 누적탐지확률이 점차적으로 증가하므로 최적의 해에 도달하려는 유전알고리즘의 진화과정이 그 원인이라 할 수 있다.

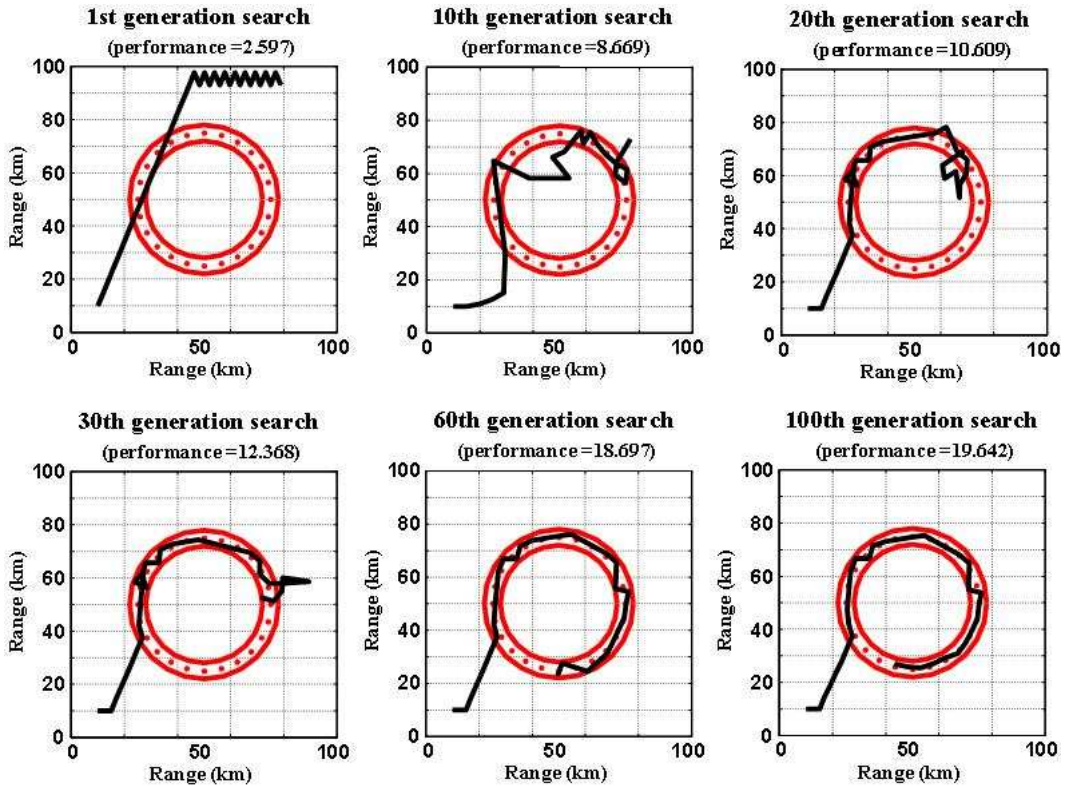


Figure 5.15 Search path of each generation

세대수와 개체수에 따른 적합도를 도식화 하면 그림 5.16과 같으며, 50번의 Monte Carlo 시뮬레이션의 평균값은 표 5.2와 같다. 표 5.2에서 평균적합도가 18.49이며 이 값을 도출하는데 소요된 평균시간은 517.33초이다. 소나의 탐지거리에 현실적인 요소를 가미한 시뮬레이션에서도 OASPP가 최적의 해를 도출함

을 확인할 수 있다.

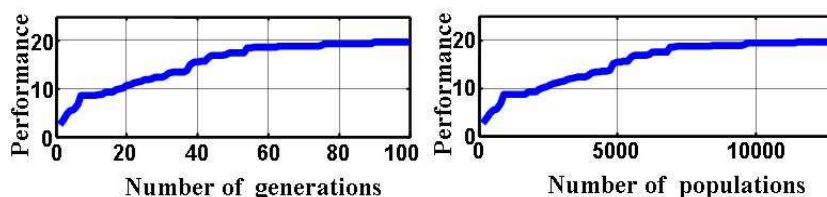


Figure 5.16 Performance as a function of generation and population

Table 5.2 Statistical results after 50-time repetition

Items	Mean performance	Mean generation	Mean time(sec)	Total time(sec)
Result	18.49	100	517.33	25867

### 3) DelBalzo 알고리즘과 OASPP의 비교

다른 탐색알고리즘과의 비교를 통한 성능평가를 위해서 DelBalzo[1] 알고리즘과 본 연구의 OASPP를 같은 조건에서 20번의 Monte Carlo 시뮬레이션을 수행한 후 결과를 비교하였다. DelBalzo 알고리즘과 OASPP의 차이점은 표 5.3과 같다.

Table 5.3 Comparison of DelBalzo's algorithm with OASPP

Items	DelBalzo's 알고리즘	OASPP
유전자 개수	$3(X, Y, T)$	$1(\theta)$
유전자 특징	탐색자 위치	이동 방향
주요 연산자	유성생식(crossover)	돌연변이
탐색 간격	가변적	고정

탐지확률은 그림 5.7(a)를 적용하였고, 20번 반복 실행한 후 각각의 실행에서 최고의 적합도를 갖는 탐색경로 20개를 그림 5.17과 같이 도출하였다.

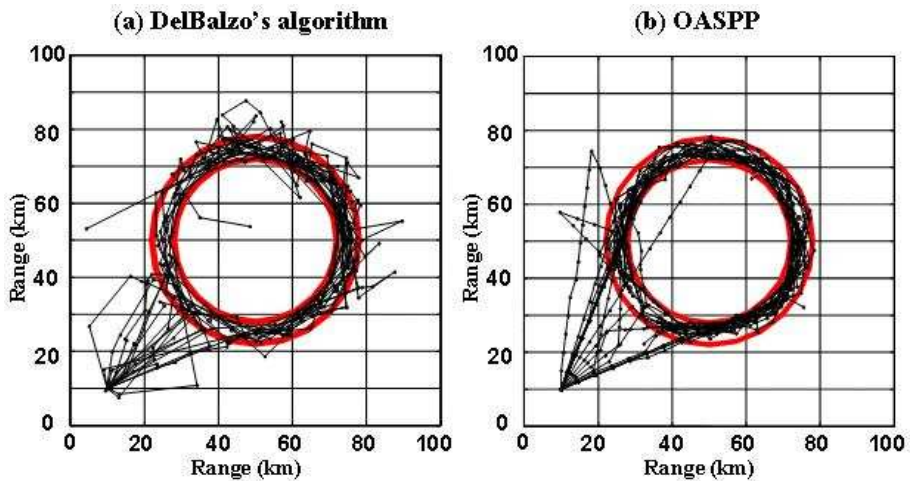


Figure 5.17 Statistics of acoustic search path after 20-time of Monte Carlo simulation

DelBalzo 알고리즘은 평균 적합도가 17.1이며 평균계산시간이 259초이며, OASPP는 21.35의 평균 적합도에 평균계산시간이 225초이다. 비록 두 알고리즘이 문제에 접근하는 방법에서 차이가 있지만, 직관적인 해가 존재하는 문제에서 최적의 해를 도출함을 확인할 수 있다.

## 5.2.2 이동표적(moving target)

본 절에서는 이동표적분포 모델링에 유체의 거동을 기술하는데 사용되는 라그랑지안과 오일러리안 접근 방법을 적용하여 시뮬레이션 하였다.

### 1) 라그랑지안 접근 방법

그림 5.18의 좌측 상단과 같이 총 탐색시간(18시간)동안 이동표적은 수직으로 분포되어있으며, 탐색자(10km/hour)는 좌측하단의 점(10, 10)에서 출발하여 이동표적(4km/hour)을 탐색한다.

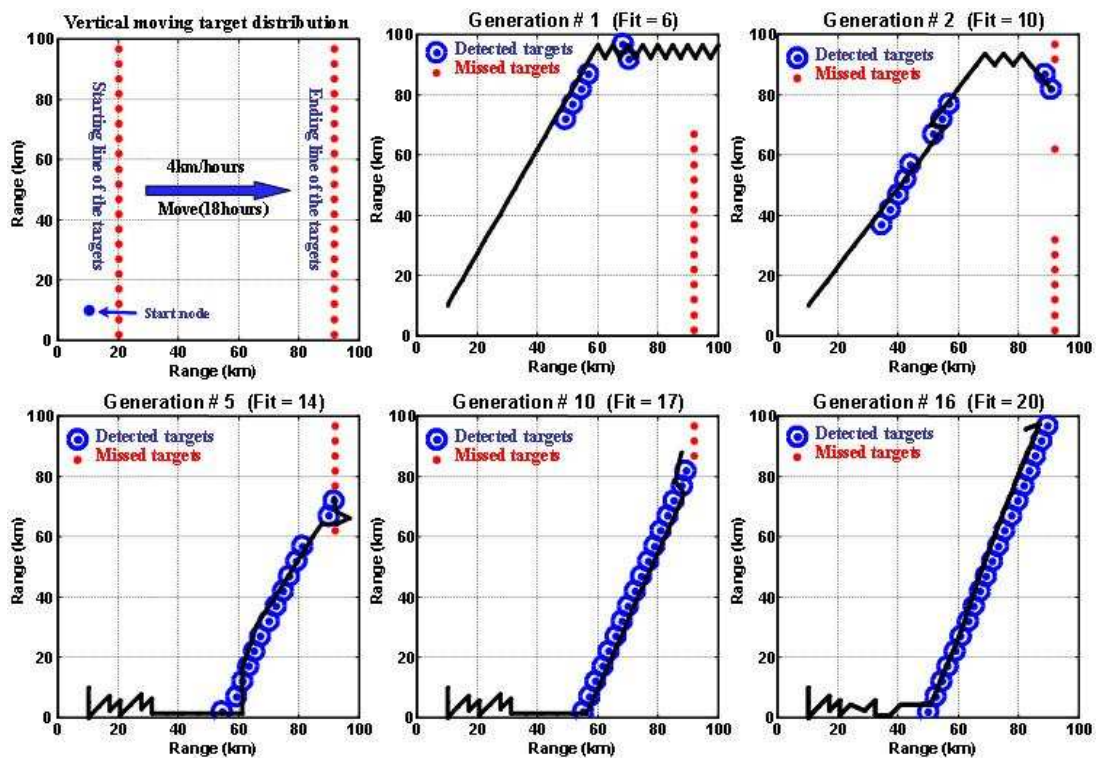


Figure 5.18 Search path of each generation

그림 5.7(a)의 탐지 확률 분포를 이용하여 시뮬레이션 한 결과, 각 세대에서

최고 적합도를 가지는 탐색경로는 그림 5.18과 같다. 탐지된 표적의 원형 떠는 탐지거리를 나타내며, 탐지된 표적의 위치는 탐색자에 의해 탐지된 지점이다. 16세대 후에 20개의 모든 표적들을 완전히 탐지하여 탐색과정이 종료되며, 총 계산시간은 90.02초이다.

시뮬레이션 결과, 그림 5.10(a)에서와 같이 라그랑지안 접근 방법을 이용한 누적탐지확률계산은 탐색공간 안에 적은 숫자의 표적이 존재할 때 유용하며, 각각의 표적의 움직임을 상세히 기술할 수 있음을 확인할 수 있다.

## 2) 오일러리안 접근 방법

탐색공간 안에 많은 수의 표적이 존재할 경우 누적탐지확률계산에 소요되는 계산시간을 단축하기 위해 그림 5.10(b)와 같이 오일러리안 접근 방법을 적용하여 시뮬레이션 하였으며, 그림 5.19와 같이 가우시안 표적분포를 사용하였다.

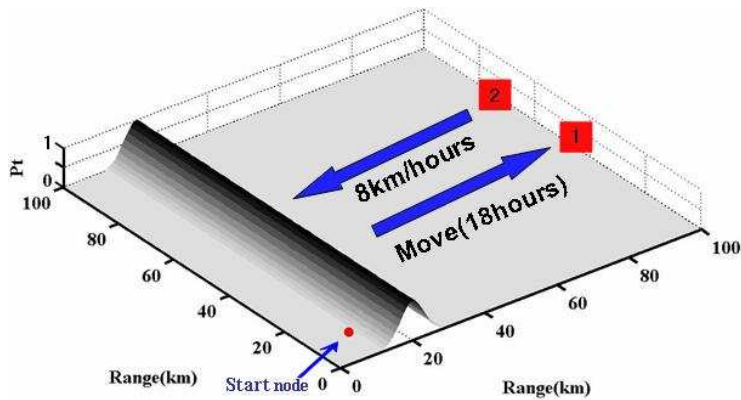


Figure 5.19 Gaussian distribution of moving targets

탐색자(10km/h)는 출발점(10, 10)에서 출발하여 이동표적(8km/h)에 대한 탐색을 실시하며, 탐지확률 분포는 5.7(c)과 같이 탐지거리 5km까지 탐지확률이 감소하도록 설정하였다. 탐색공간은 표적분포를 위해  $126 \times 126$ 의 격자로 구성되어 있으며, 탐색공간 안의 총 표적의 수는 15876( $126 \times 126$ )개이다. 표적분

포는 그림 5.19에서와 같이 가우시안 분포이며, 블록한 부분이 표적존재 확률 즉,  $0 < P_t \leq 1$ 인 점들이고 나머지는  $P_t = 0$ 인 점들이다.

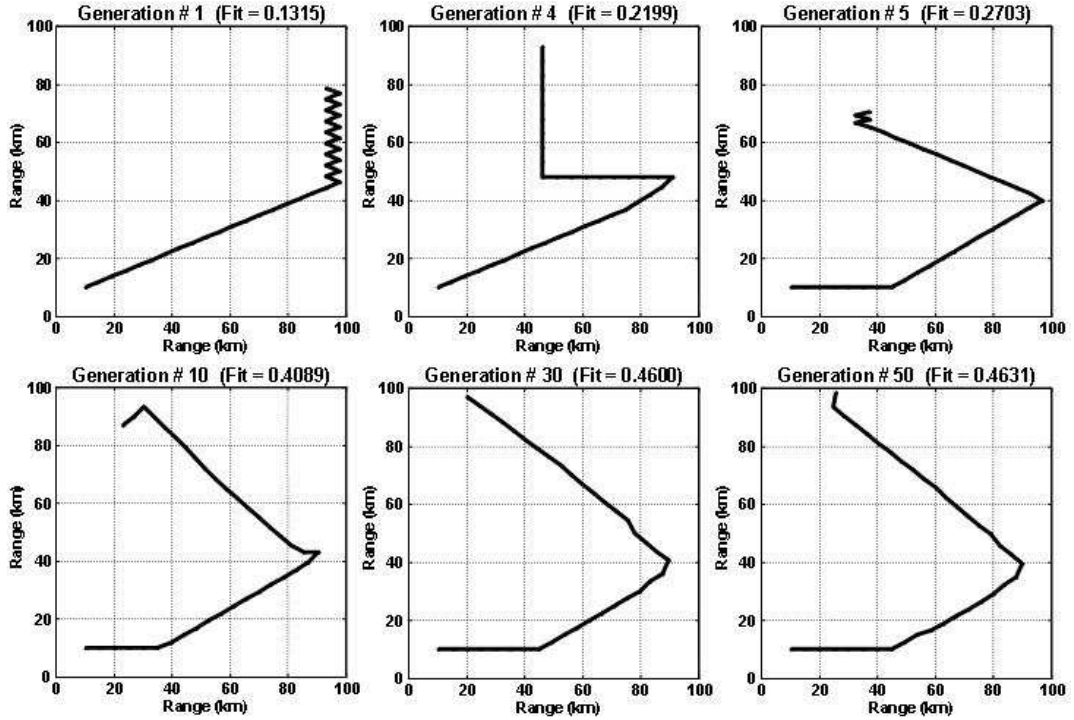


Figure 5.20 Search path of each generation

각 세대에 최고의 적합도를 가지는 탐색경로는 그림 5.20과 같으며, 총 탐색시간(18시간)동안 모든 표적을 모두 100%로 탐지했을 경우 최대 누적탐지확률은 1이다. 각 세대의 평균 계산시간은 41초이며, 그림 5.20의 50세대까지의 총 탐색시간은 2028초이다.

그림 5.20에서 우측하단의 최고 적합도를 가지는 마지막 50세대 탐색경로 (CDP=0.4631)를 음향탐색시간( $i$ )에 따른 이동표적과 함께 나타낸 것이 그림 5.21이다.



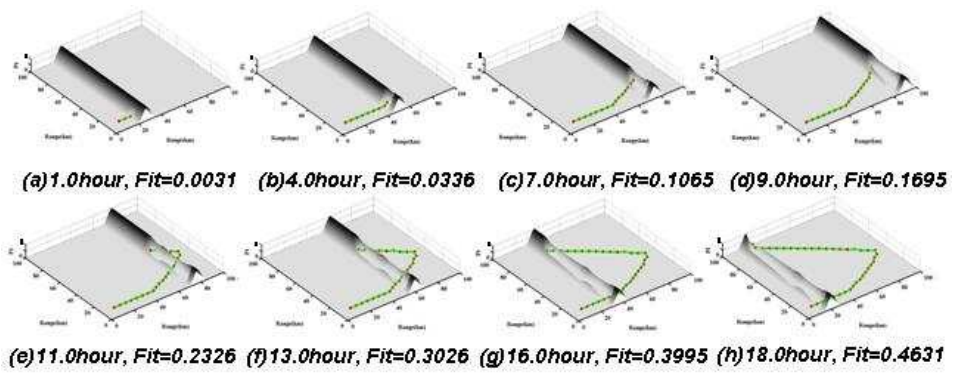


Figure 5.21 Optimal search path for the distributed moving target  
as a function of detection time

비록 최고 적합도의 약 50%의 누적탐지확률이지만, 탐색시간이 증가함에 따라 탐색자가 이동표적의 경로에 상응하는 최적의 탐색경로를 형성함을 확인할 수 있다.



## 6. 연속경로 시스템에서 다중소나에 대한 최적음향탐색경로전략

본 연구에서는 동일한 탐색공간 안에 둘 이상의 탐색자에 탑재된 다중의 소나로 동시탐색을 수행할 때, 탐색자들의 상호 연계에 의한 탐색 효과도 분석을 수행하였다. 다중소나 확장에 있어서 기본적인 이론은 5장에서의 연속경로에서 단일소나 시스템과 동일하며, 탐색자수 증가에 따른 탑재소나의 다양성이 고려되었다.

6.1절에서는 능/수동 소나의 동시운용에 따른 고정 표적 분포 및 단순한 표적 회피기동이 적용된 이동표적의 최적음향탐색경로전략에 대한 연구를 수행하였고, 6.2절에서는 실제 해양의 수심정보 및 수심에 따른 음속정보를 바탕으로 음파전달모델을 수행하여, 그 결과 도출된 개별 소나들의 음향정보를 적용한 3차원 기반의 최적음향탐색경로전략에 대한 연구를 수행하였다.

## 6.1 표적회피기동을 적용한 OASPP

### 6.1.1 표적회피기동이론

실제 표적의 움직임을 예측한다는 것은 매우 어려운 일이며, 현실적인 표적 회피모델의 적용을 위해서는 많은 요소들을 고려해야 하지만, 본 연구에서는 표적의 소나성능에 제약을 둔 제한적인 회피기동을 적용하여 시뮬레이션 하였다.

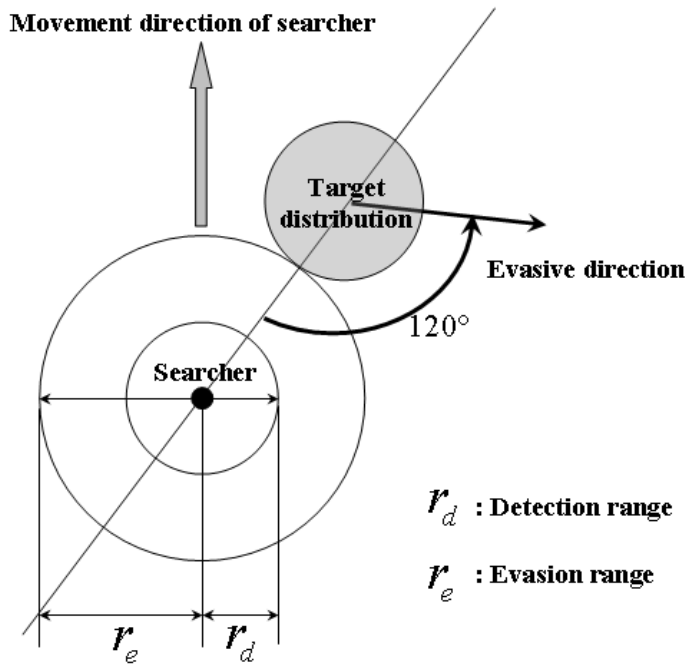


Figure 6.1 Schematics of the evasion tactic of target

본 연구에서는 적용한 표적회피기동은 기본적으로 회피기동을 하지 않을 시에는 표적의 속도는 정지상태인 0km/h이며, 그림 6.1과 같이 탐색자의 피탐지반경(Count-Detection Range), 즉 회피반경( $r_e$ )안에 표적이 들어왔을 때만 탐색자 진행방향의 반대편  $120^\circ$  방향으로 8km/h의 속력으로 회피하도록 설정하였

다. 이와 같은 표적회피 기동은 표적에 탑재된 소나에 제약을 둔 것으로, 탐색자와의 거리는 고려하지 않고 탐색자의 방향만 탐지 가능할 때의 회피기동 전략이다[10]. 만약, 둘 이상의 탐색자 회피반경( $r_e$ )에 표적이 동시에 포함된다면 표적의 회피기동은  $120^\circ$  방향이 아닌, 탐색자 간의 사이각 중 가장 큰 방향으로 회피기동을 실시한다. 회피기동 시 표적의 속도 및 깊이는 고정하였으며, 탐색자와 동일하게 탐색공간 안으로 표적 움직임을 제안하였다.

일반적으로 회피반경( $r_e$ )은 능동소나의 음원준위(SL), 해당 해역에서의 음파전달 특성, 그리고 표적에 탑재된 소나의 탐지 시스템 능력에 의해 결정되며, 능동소나의 탐지반경( $r_d$ )보다 1~3배 정도 크다[10]. 이런 거리 이득으로 인해 실제 대잠작전에 많은 어려움이 있으나, 탐색자의 속도를 표적의 이동속도 보다 높게 설정하여 탐색자의 대잠작전에도 이득을 준다[10].

본 연구에서는 능동소나에 대한 표적의 회피반경( $r_e$ )을 탐지반경( $r_d$ )의 5배 설정하였고, 수동소나에 대해서는 회피반경( $r_e$ )과 탐지반경( $r_d$ )을 동일하게 설정하였다. 탐색자의 속력은 10km/h이며, 표적의 회피속력은 8km/h이다.

## 6.1.2 시뮬레이션

### 1) 동일고정표적분포(Even target distribution)

고정표적분포가 탐색공간 전역에 걸쳐 동일하게 분포되어 있다고 가정했을 때, 탐지반경이 다른 다종의 소나로 동시탐색을 수행하였다. 탐색공간 및 표적 분포는 그림 6.2와 같다.

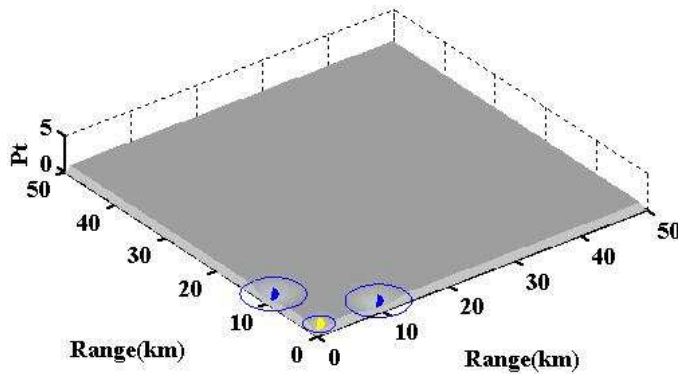


Figure 6.2 Even target distribution

그림 6.2에서와 같이 탐색공간은 50×50km이며, 탐색공간 전역에 표적이 균일하게 분포되어 있다. 표적이 고정되어 있기 때문에 회피기동은 없으며, 개별 소나의 거리에 따른 탐지확률분포는 그림 6.3과 같다.

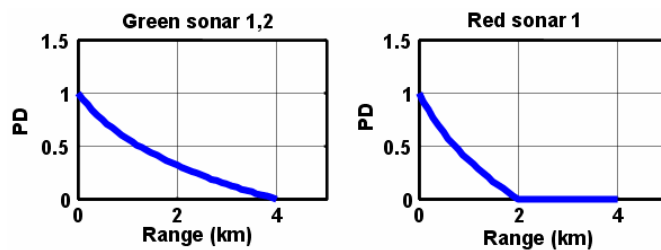
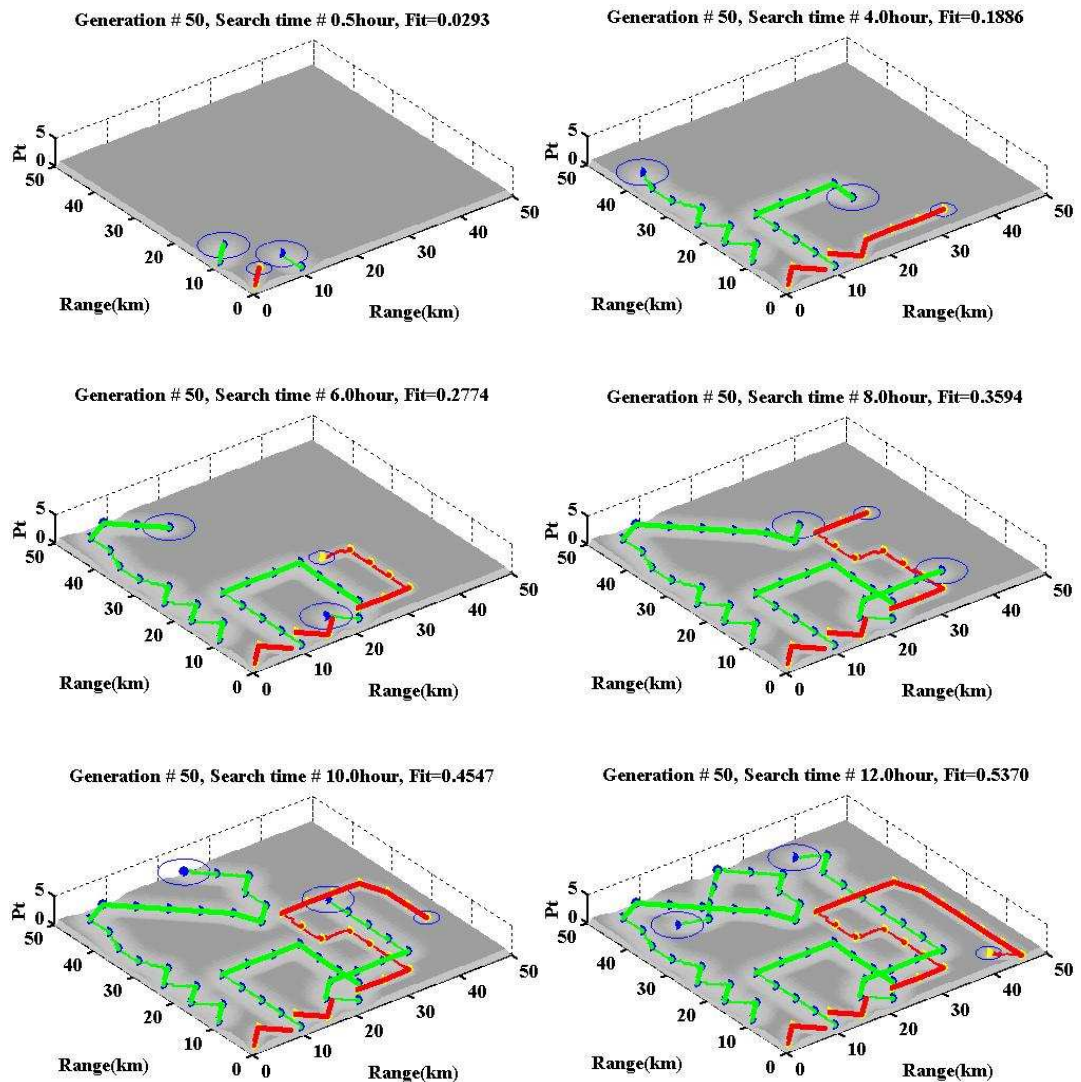


Figure 6.3  $P_d$  as a function of range

그림 6.3에서와 같이 녹색소나는 탐지반경이 4km이며, 적색소나는 2km까지 탐지가 가능하다. 앞서 설명한 표적분포와 거리에 따른 각 소나별 탐지확률을 바탕으로 15시간 동안 탐색을 수행했을 때, OASPP 50세대 진화에 의해 도출된 최적의 탐색 경로는 그림 6.4와 같다.



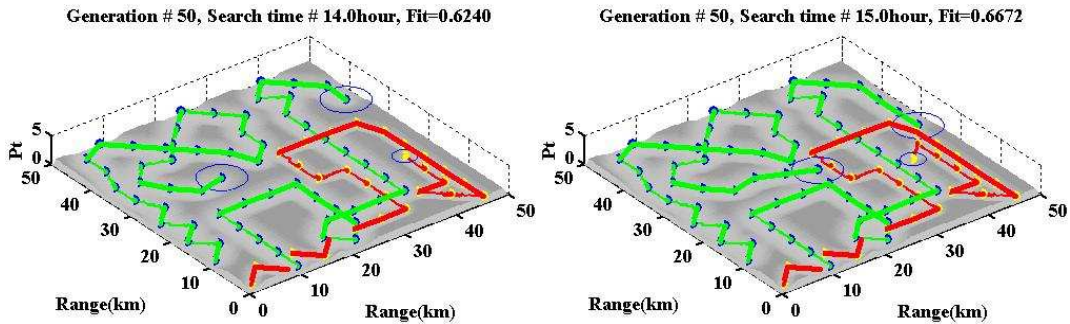


Figure 6.4 Optimal search path for the multiple SONAR system as a function of detection time

그림 6.4는 OASPP로 50세대 탐색을 수행하여 도출된 최적의 탐색경로이며, 탐색시간 경과에 따른 누적탐지확률의 증가를 보여주고 있다. 각각의 그림 상단에 세대수(Generation), 탐색시간(Search time), 그리고 누적탐지확률(Fit)이 표시되어 있으며, 누적탐지확률의 범위는 정규화(normalization)를 통하여 0~1이 되도록 설정하였다.

고정되어 있는 동일 표적분포에서 다중소나로 탐색을 수행할 때, 가장 이상적인 탐색경로는 개별소나의 탐색경로가 서로 겹치는 부분 없이 탐색을 수행하는 것이 최적의 탐색경로임을 예상할 수 있으며, 그림 6.4의 결과에서 알 수 있듯이 OASPP가 개별 소나들이 일부분 겹치는 비효율적인 탐색경로를 제외하면, 탐색공간 전역에 고루 분포하는 최적의 탐색경로를 도출함을 확인할 수 있다. 차후에 다중소나에 적합한 진화 과정 알고리즘을 도입함으로써 다중소나에서 OASPP가 최적의 탐색경로를 도출할 수 있도록 연구를 수행할 예정이다.

## 2) 1능동 & 1수동 소나

탐색자의 대해 회피기동을 하는 표적 두 개에 대해 능/수동 소나를 이용하여 동시탐색을 수행하였다. 표적의 분포는 0~1 사이의 값을 가지는 가우시안 분포이며 전시(display)를 위해 그림 6.5와 같이 표적분포 값을 10배하여 표현하였다. 표적분포 및 탐색공간은 그림 6.5와 같다.

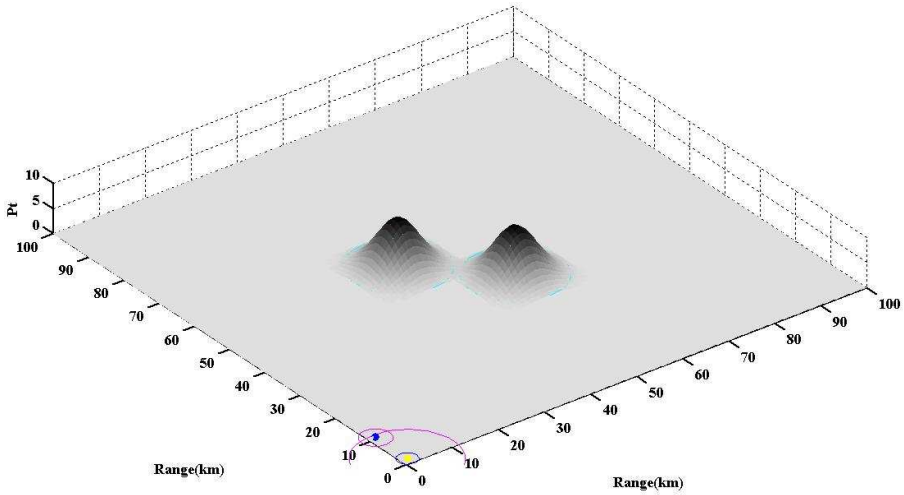


Figure 6.5 Target distribution

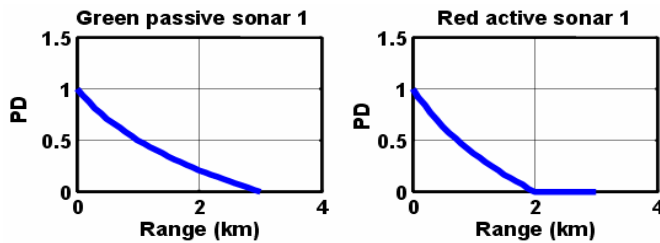
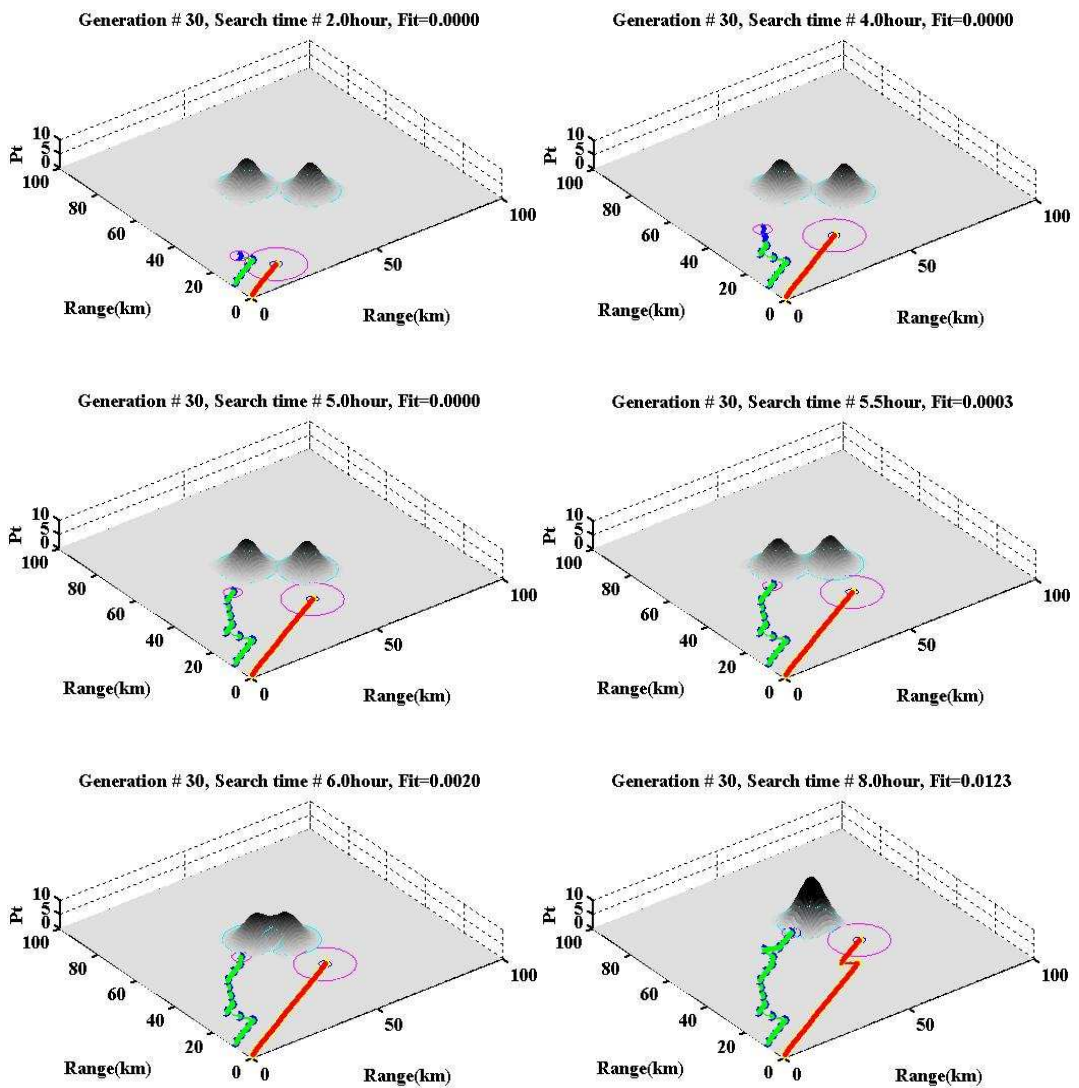


Figure 6.6  $P_d$  as a function of range

그림 6.5에서 알 수 있듯이 표적분포는 총 2개이며, 탐색자의 회피반경( $r_e$ ) 안에 표적분포가 포함될 때, 각각의 표적분포가 탐색자에 대해서 회피기동을

수행한다. 그림 6.5에서 좌표(0, 0)에 위치한 붉은색 탐색자가 능동소나이며 큰 원이 회피반경( $r_e$ ), 작은 원이 탐지반경( $r_d$ )을 나타낸다. 좌표(0, 10)에 위치한 녹색 탐색자는 수동소나이며 탐지반경과 회피반경이 동일하다.

탐색소나의 거리에 대한 탐지확률 분포는 그림 6.6과 같으며, 녹색 수동소나의 탐지반경( $r_d$ )과 회피반경( $r_e$ )은 3km로 동일하며, 붉은색 능동소나의 탐지반경( $r_d$ )은 2km, 회피반경( $r_e$ )은 5배인 10km로 설정하여 시뮬레이션을 수행하였다.





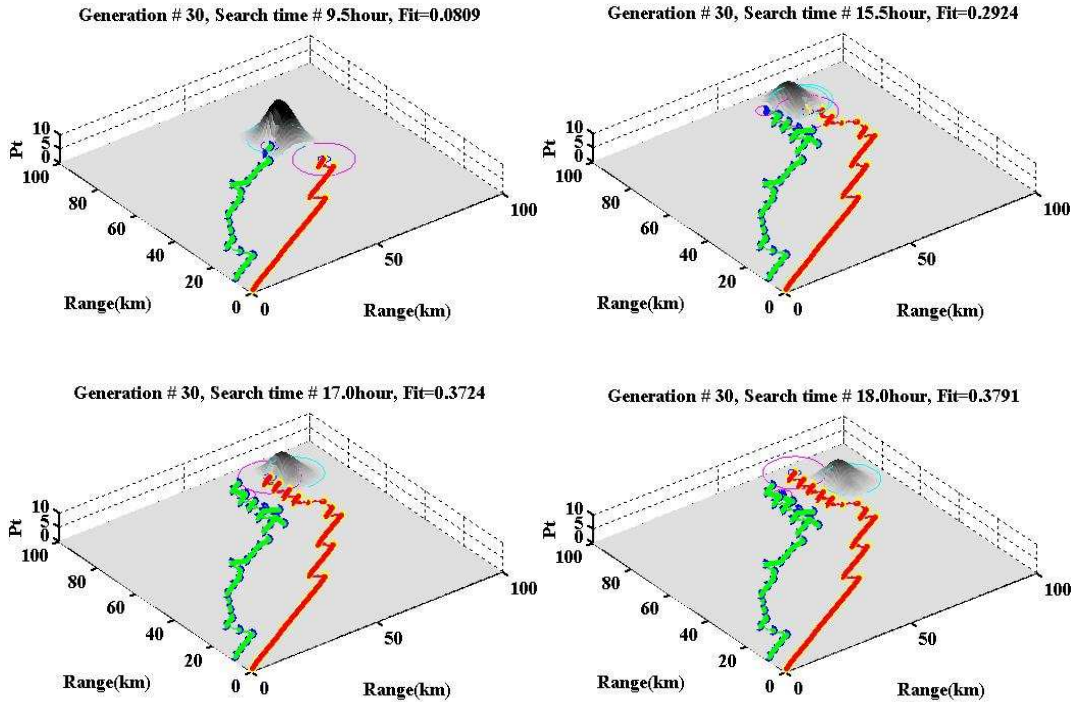


Figure 6.7 Optimal search path for the multiple SONAR system as a function of detection time

그림 6.7은 OASPP로 30세대 탐색을 수행하여 도출된 최적의 탐색경로이며, 탐색시간 경과에 따른 누적탐지확률의 증가를 보여주고 있다. 이전의 고정 표적분포에서와 같이 각각의 그림상단에 세대수(Generation), 탐색시간(Search time), 그리고 누적탐지확률(Fit)이 표시되어 있으며, 정규화(normalization)를 통해 누적탐지확률의 범위는 0~1이 되도록 설정하였다.

그림 6.7의 4번째 그림인 탐색시간 5.5hour에서 표적분포가 회피반경( $r_e$ )안에 포함되면서 표적이 회피기동을 시작하며, 6.0hour 및 8.0hour에서 두 능/수동 탐색자가 표적을 가운데로 몰아감을 확인할 수 있다. 표적의 회피기동은 탐색공간 안으로 제한되기 때문에 표적이 탐색공간의 경계에서 올바른 회피기동을 못할 때, 표적에 대한 가장 많은 탐지가 이루어짐을 15.5hour 및 17hour의

누적탐지확률 값의 증분 치로 확인할 수 있다.

능동소나의 회피반경( $r_e$ )을 DelBalzo[10]의 경우보다 크게 설정하고 표적의 회피기동 속도도 탐색자와 큰 차이가 없는 경우에 대해 시뮬레이션 한 결과, 누적탐지확률은 최고값의 절반도 안 되지만 두 소나가 서로 연계해서 표적을 이상적인 방향으로 몰아서 탐지함을 확인할 수 있었다.

### 3) 1능동 & 2수동 소나

이전 시뮬레이션과 동일하게 탐색자의 대해 회피기동을 하는 가우시안분포를 가지는 표적 두 개에 대해서 능동 소나 1개 수동소나 2개의 조합인 총 세 개의 소나가 동시에 탐색을 수행하는 경우에 대해 시뮬레이션을 수행하였다. 표적분포 및 탐색공간은 그림 6.8과 같다.

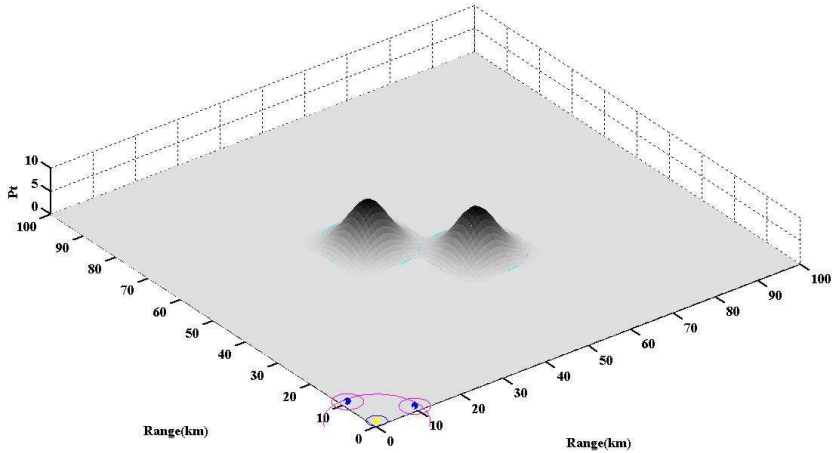


Figure 6.8 Target distribution

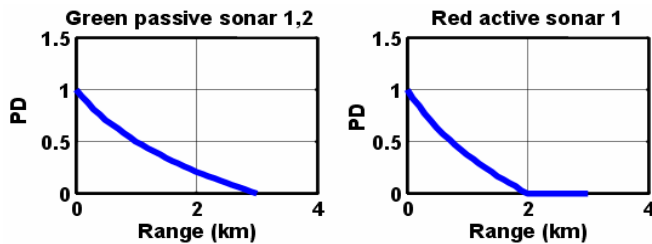
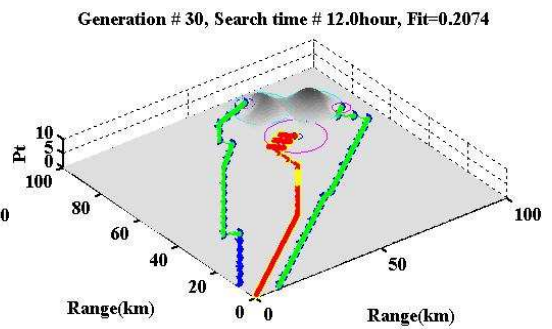
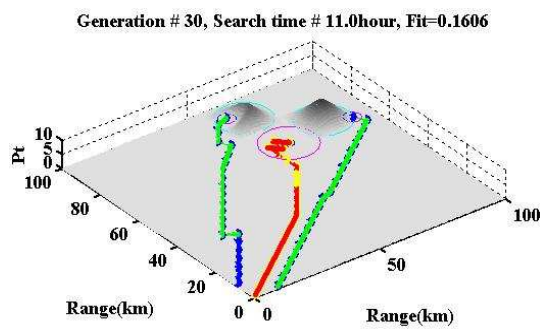
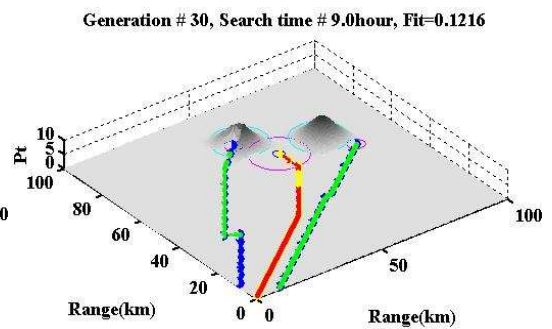
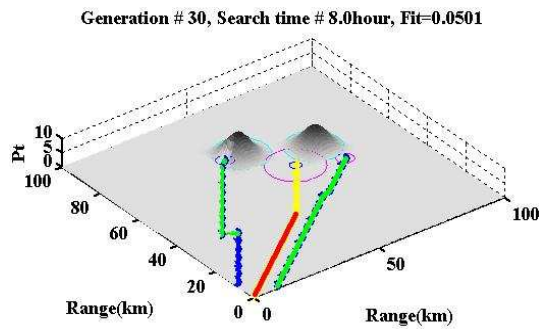
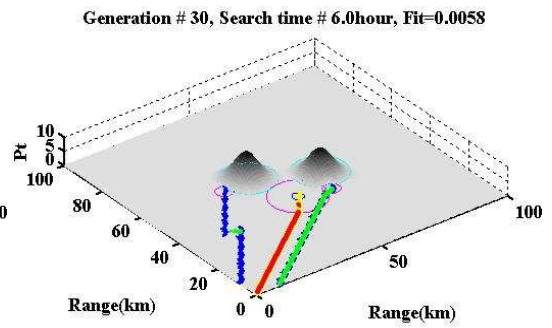
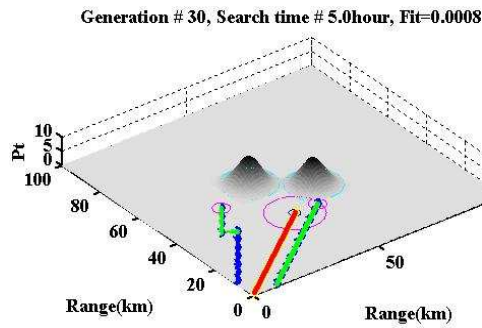
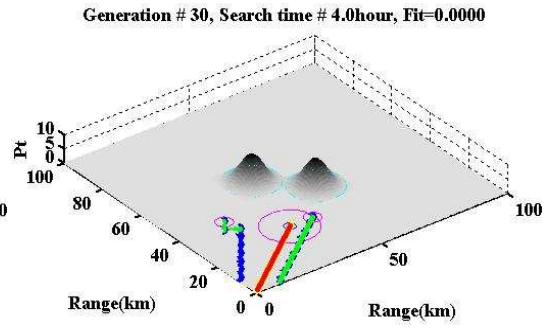
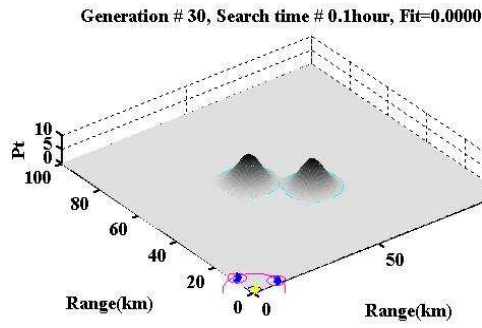


Figure 6.9  $P_d$  as a function of range

탐색소나의 거리에 대한 탐지확률 분포는 그림 6.9와 같으며, 수동소나 1,2의 탐지반경( $r_d$ )과 회피반경( $r_e$ )은 3km로 동일하며, 능동소나의 탐지반경( $r_d$ )은 2km, 회피반경( $r_e$ )은 5배인 10km로 설정하여 시뮬레이션을 수행하였다.



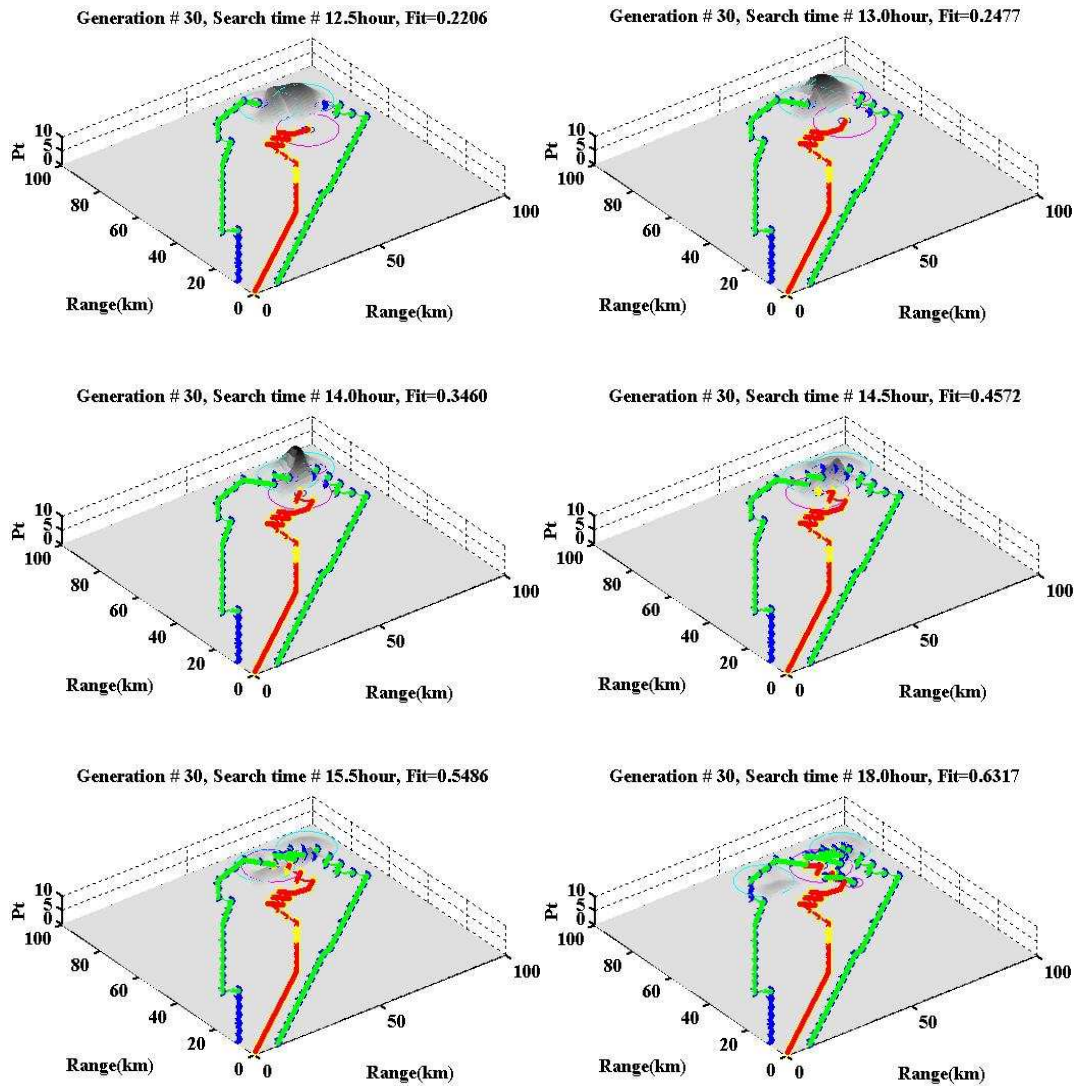


Figure 6.10 Optimal search path for the multiple SONAR system as a function of detection time

그림 6.10은 OASPP로 탐색자 3개, 탐색자에 반응하여 회피기동 하는 표적 2개에 대해 30세대 계산을 수행하여 도출된 최적의 탐색경로를 탐색시간 경과에 따른 누적탐지확률 값으로 나타내고 있다. 이전 시뮬레이션에서와 같이 각각의 그림상단에 세대수(Generation), 탐색시간(Search time), 그리고 누적탐지

확률(Fit)이 표시되어 있으며, 정규화(normalization)를 통해 누적탐지확률의 범위는 0~1이 되도록 설정하였다.

그림 6.10의 3번째 그림인 탐색시간 5.0hour에서 표적분포가 회피반경( $r_e$ )안에 포함되면서 표적이 회피기동을 시작하며, 6.0시간부터 12.0시간까지 능동소나가 가운데에 위치하고 수동소나가 양옆에 위치해서 표적을 코너로 몰아감을 확인할 수 있다. 이 후 탐색공간 경계조건에 의해 회피기동을 올바르게 수행하지 못하는 표적은 탐색공간의 오른쪽 상단 코너에 몰려서 탐색자에 의해 급격히 탐지가 된다.

시뮬레이션 결과 이전 시뮬레이션인 능/수동 각각 1개의 소나를 운용할 때보다 회피기동 하는 표적을 더욱 최적의 경로로 몰아서 탐지함을 확인할 수 있으며, 누적 탐지확률도 2배가량 증가함을 그림 6.10의 마지막 그림에서 알 수 있다.

비록 표적의 제한적인 회피기동전략과 경계조건의 제약을 둔 시뮬레이션이지만, 주어진 환경의 경계조건을 활용하여 OASPP가 회피기동하는 표적에 대한 탐지도 원활히 수행함을 확인할 수 있었으며, 경계조건의 제약 및 회피기동 전략이 다양한 실제 환경에서는 표적탐지에 더욱 어려움이 따를 수 예상된다.

## 6.2 실 해양환경을 적용한 OASPP

본 연구에서는 실제 해역의 수심정보 및 음속정보를 이용하여 거리중속 음파전달모델인 Ram geo로 해당 해역의 음장을 계산하고, 획득된 음향정보를 바탕으로 거리에 따른 탐지확률을 도출하여 OASPP에 적용하였으며, 탐색자 탐제소나의 운용수심 및 표적분포 수심을 대표수심 5m, 100m로 설정하여 3차원을 기반으로 한 시뮬레이션을 수행하였다.

### 6.2.1 이론 및 알고리즘

탐색공간은 그림 6.11과 같이 동해안의 울릉도 근처 해역 100×100km로 설정하였으며, 해당지역의 수심분포를 확인할 수 있다.

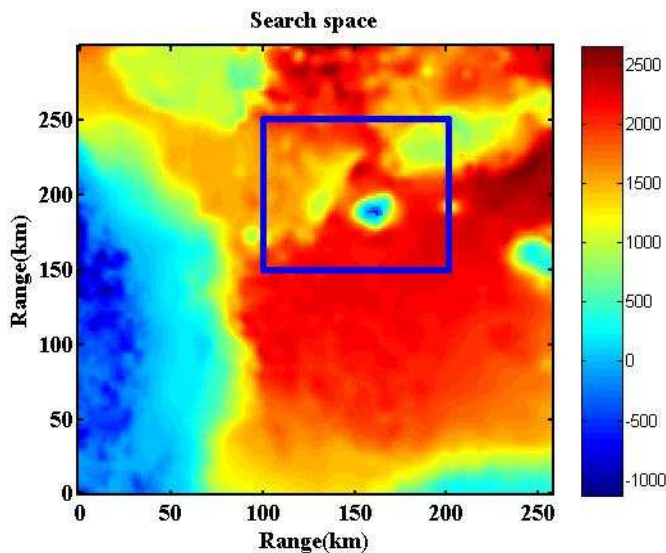


Figure 6.11 Search space

음파전달모델을 수행하기 위한 수심에 따른 음속 분포는 그림 6.12(a)와 같고, 그림 6.12(b)는 수심 800m까지만 확대한 그림이며 해수면 근처의 음속이 낮은 전형적인 겨울철 음속분포임을 확인할 수 있다.



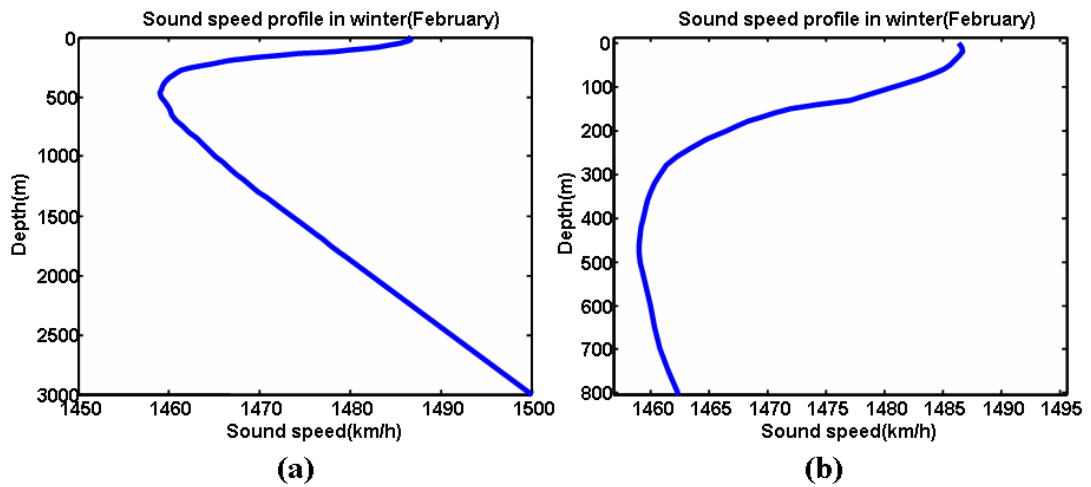


Figure 6.12 Sound speed profile in winter

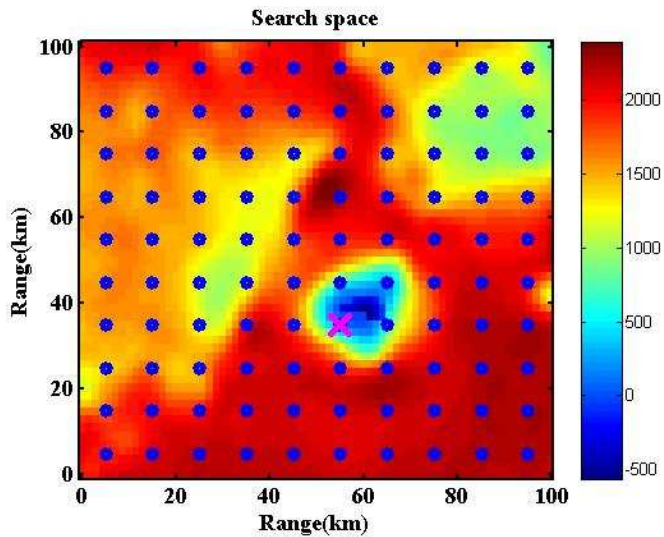


Figure 6.13 The points to perform the propagation model

그림 6.13은 탐색공간에서 음파전달모델인 Ram geo이용하여 각 탐색자의 소나에 대해 음장을 계산한 위치이며, 거리방향으로는 20km까지 0.05km간격으



로, 깊이방향으로는 200m까지 5m간격으로 해서 30° 간격으로 총 12방위에 대해 계산을 수행하였다. 탐색자의 소나 정보는 표 6.1과 같고, 거리에 따른 탐지확률을 도출하는데 필요한 FOM(Figure of Merit)은 임의의 값으로 가정하여 시뮬레이션을 수행하였다.

Table 6.1 The information of the searchers

Items	sonar 1	sonar 2	sonar 3
주파수	5kHz	400Hz	1kHz
운용수심	5m	100m	100m
FOM	60	75	65

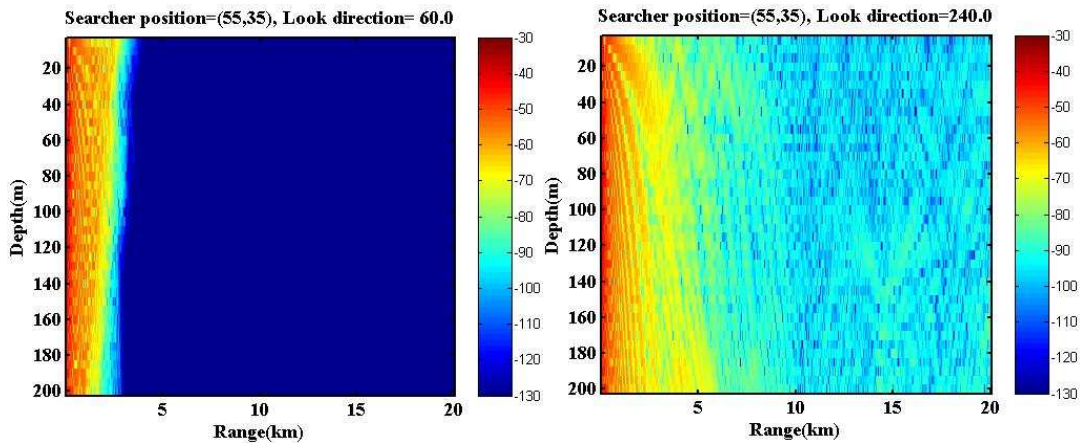


Figure 6.14 The results of the propagation model as a function of look direction

그림 6.14는 표 6.1의 소나 #2에 대해 그림 6.13의 울릉도 좌측하단의 표시 지점(55, 35)에서 음향모델을 60°와 240°방향에 대해 수심 200m까지만 수행한 결과이다. 그림 6.13의 좌측 그림에서 육지방향인 60°방위로 음파전달모델을 수행하였을 때, 울릉도에 해당하는 부분에서 급격히 전달손실이 증가하며, 우측그림인 240°방향에 대해서는 급격한 손실이 없는 일반적인 해양에서의 음파전달 양상을 가지므로 각 방위에 대해 음파전달모델이 올바르게 수행됨을 확인할 수 있다.

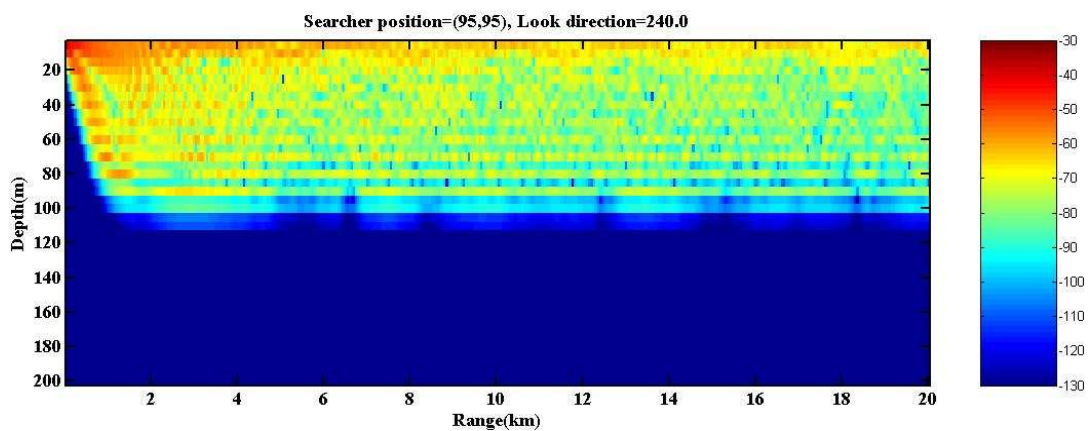


Figure 6.15 The results of the propagation model for sonar #1

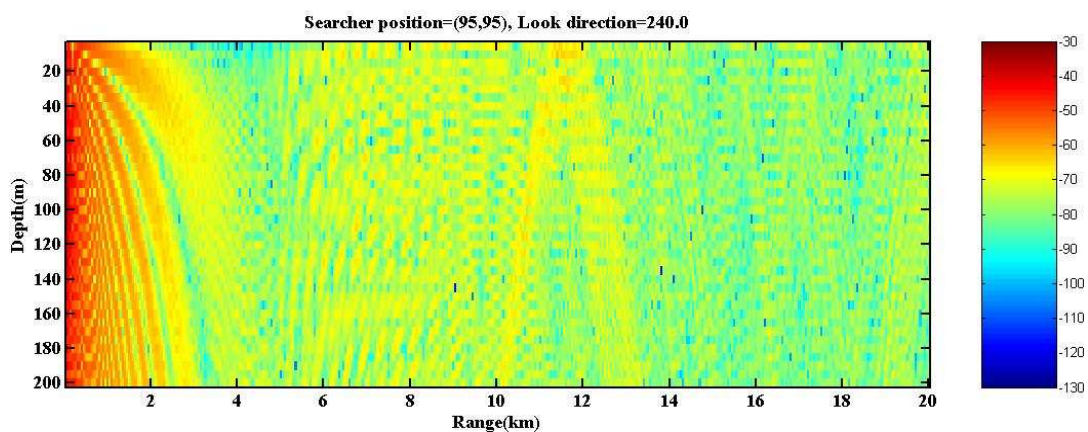


Figure 6.16 The results of the propagation model for sonar #2

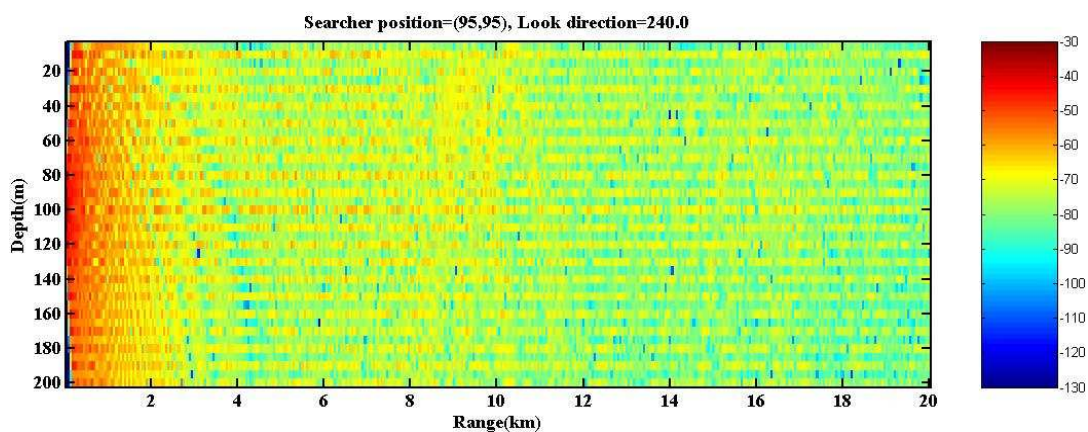


Figure 6.17 The results of the propagation model for sonar #3

그림 6.15~6.17까지는 표 6.1에서 정의된 각 소나별로 좌표(95, 95)에서 240° 방향으로 음파전달모델 수행하여 해당해역의 음장을 계산한 결과이다. 그림 6.15는 운용수심 5m인 소나 #1의 음파전달모델수행 결과로, 겨울철 음속분포에 의해 해수면 근처에서 RSR channel이 형성되는 Surface duck현상을 관측할 수 있으며, RSR channel 밑으로 음영구역이 크게 형성됨을 확인할 수 있다. 그림 6.16과 그림 6.17은 표 6.1의 운용수심 100m인 소나 #2, #3의 음파전달모델 수행결과이며, 그림 6.15의 소나 #1의 결과보다 깊이방향으로 음영구역이 적음을 확인할 수 있다.

그림 6.13에서 표기된 각 지점에서 계산된 전달손실( $TL$ )로 신호이득( $SE$ )을 식 (6.1)과 같이 계산하여, OASPP에 사용되는 거리에 따른 탐지확률을 식 (6.2)와같이 정의할 수 있다[8]. 식 (6.1)에서  $z_s$ 는 탐색자의 깊이,  $z_r$ 은 표적의 깊이,  $r$ 은 탐색자와 표적간의 거리이다.

탐지확률은 Log-normal 분포에 의해 도출되며, 식 (6.1)에서 FOM(Figure of Merit)은 표 6.1에서 각 소나별로 임의로 정의한 값을 사용하였으며, 식 (6.2)에서의 신호이득의 표준편차( $\sigma$ )는 실험값인 8dB로 하여 계산하였다.[8].

$$SE(FOM, r, z_r | z_s) = FOM - TL(r, z_r | z_s) \quad (6.1)$$

$$P_D(SE) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{SE} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) dx \quad (6.2)$$

식 (6.2)에 의해 도출된 거리에 따른 탐지확률분포는 그림 6.18~6.20과 같다. 그림 6.18~6.20은 표 6.1에서 정의된 각 소나별 좌표(95, 95)에서 대표수심 5m, 100m 대한 12방위 평균값이며, OASPP의 누적탐지확률 계산 양을 축소시키기 위해 보간법(Interpolation)을 사용하여 음파전달모델에서의 거리방향격자 401개를 41개의 점으로 표현하는 과정이다. 음파전달모델에서는 0km의 전달손실을 계산할 수 없어서 보간법을 수행하면서 거리가 0km일 때의 탐지확률( $P_d$ )

값을 모두 1로 설정하였다.

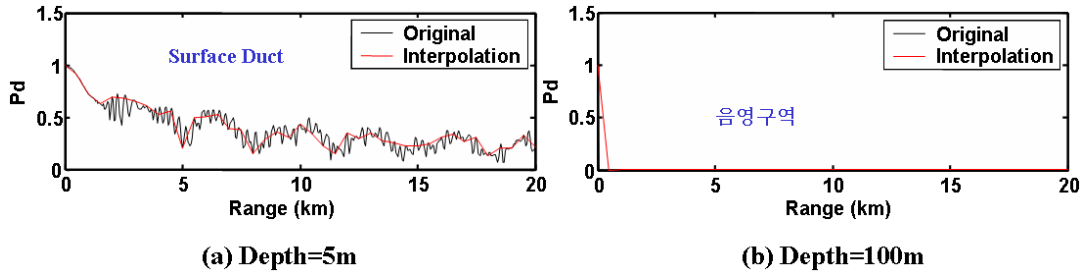


Figure 6.18  $P_d$  as a function of range for sonar #1

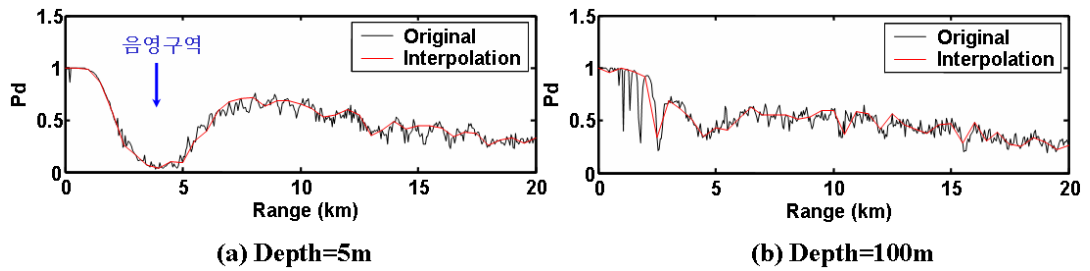


Figure 6.19  $P_d$  as a function of range for sonar #2

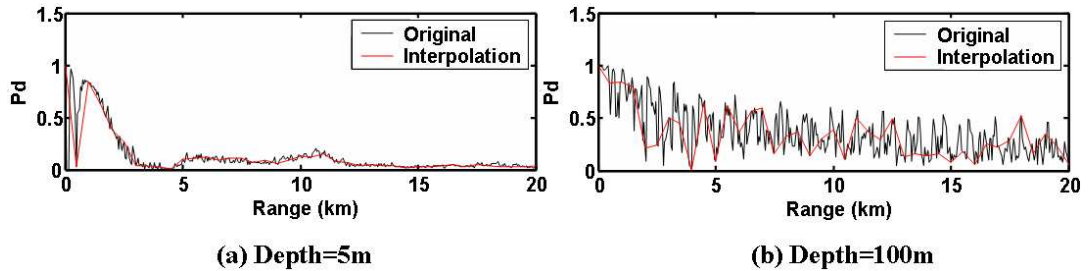


Figure 6.20  $P_d$  as a function of range for sonar #3

도출된 탐지확률( $P_d$ )를 거리방향으로 적분하면 탐지거리(Detection Radius, DR)을 계산할 수 있으며, 그림 6.13에서의 표시된 위치에서 소나 #1, #2, #3에 대한 대표수심 5m, 100m의 탐지거리 분포는 그림 6.21~6.23과 같다.

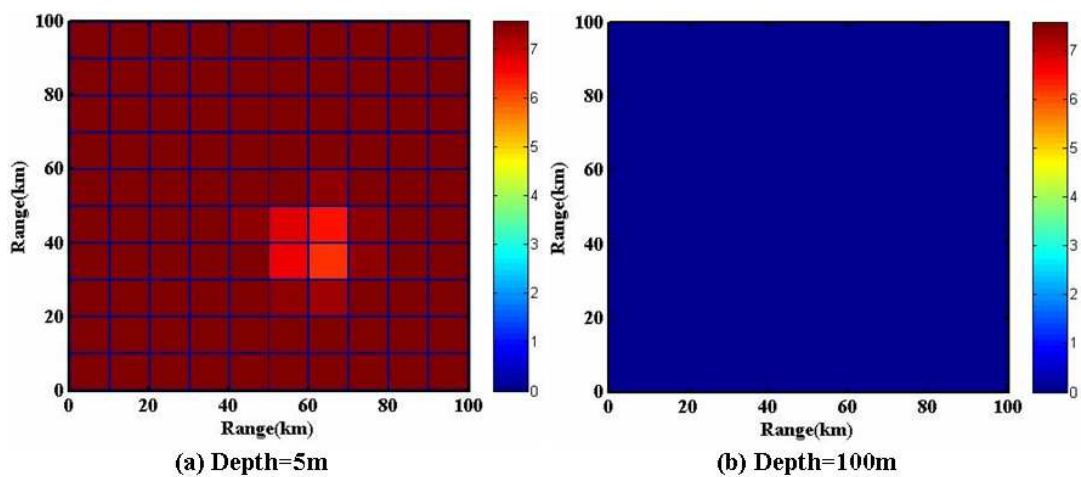


Figure 6.21 DR distribution in search space for sonar #1

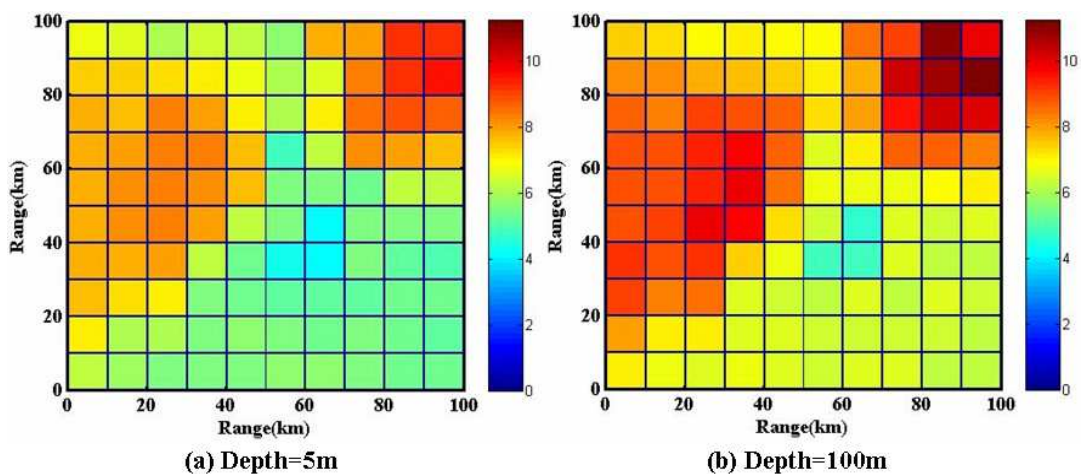


Figure 6.22 DR distribution in search space for sonar #2

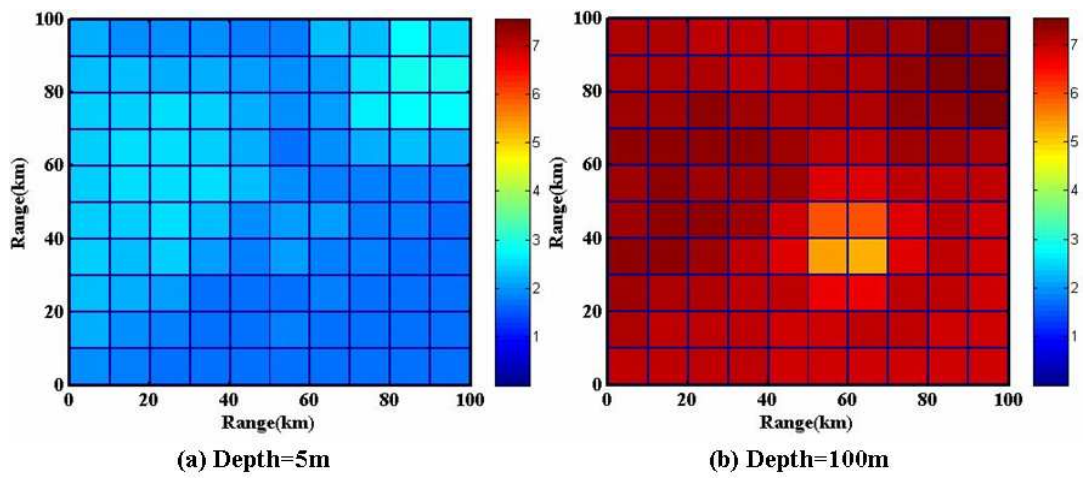


Figure 6.23 DR distribution in search space for sonar #3



## 6.2.2 시뮬레이션

### 1) 운용수심이 다른 두 개의 소나 (소나 #1 & 소나 #2)

앞에서 정의한 대표수심 5m, 100m에 표적이 균일하게 분포한다고 가정하고, 표 6.1에서 정의되었던 소나 #1(운용수심 5m)과 소나 #2(운용수심 100m)를 운용하여 OASPP로 최적탐색경로를 도출하였다. 탐색공간 및 표적분포는 그림 6.24와 같으며 탐색공간안의 사각형으로 표시된 구역은 표적존재 확률이 0인 울릉도 지역이다.

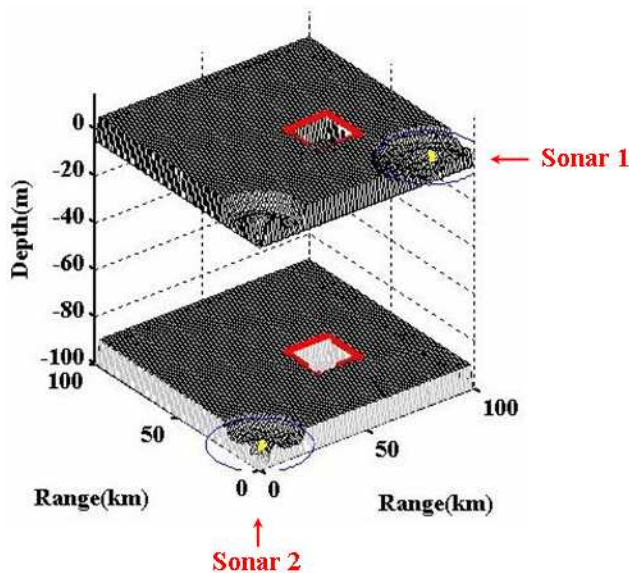


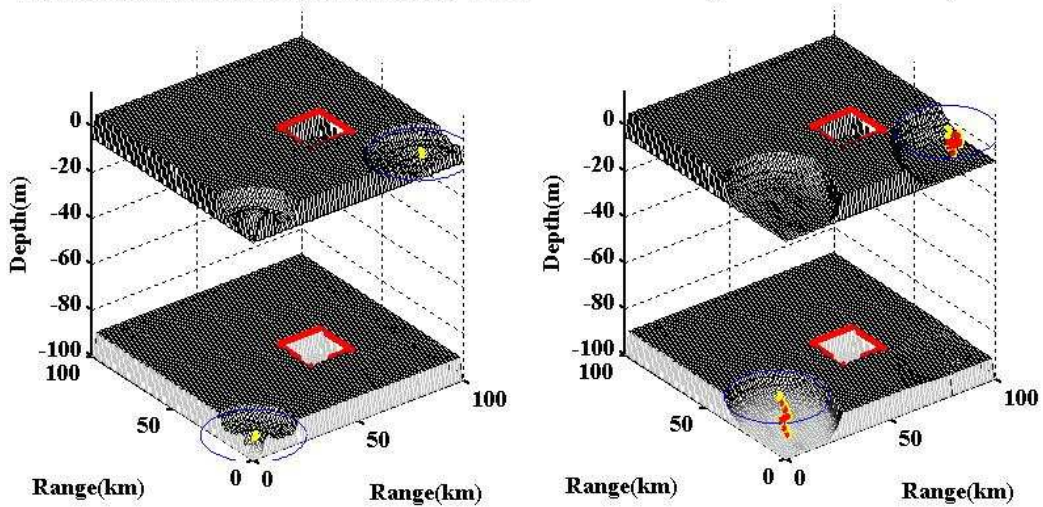
Figure 6.24 Target distribution

그림 6.24와 같이 소나 #1은 5m깊이에서, 소나 #2는 100m깊이에서 대표수심 5m, 100m에 균일하게 분포하는 표적에 대해 각각 탐색을 실시하며, 탐색자의 위치에서 그림 6.13의 표시된 위치 중 가장 가까운 지점의 거리에 따른 탐지확률( $P_d$ )의 계산 결과 값을 이용하여 탐색경로에 대한 누적탐지확률을 도출한다.

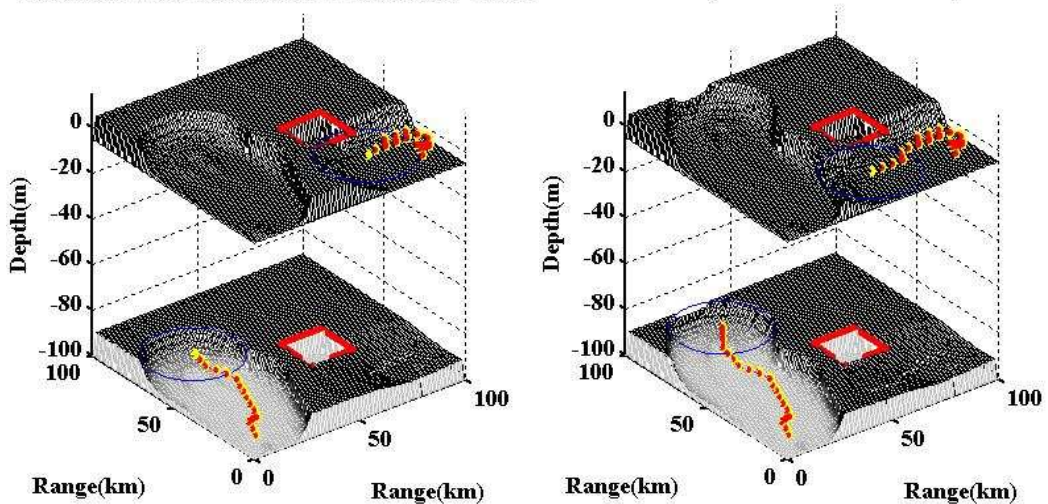
그림 6.25는 OASPP를 30세대까지 시뮬레이션을 수행하여 도출된 최적탐색

경로를 탐색시간 경과에 따른 누적탐지확률 값으로 나타내고 있다. 각각의 그림 상단에 세대수(Generation), 탐색시간(Search time), 그리고 누적탐지확률(Fit)이 표시되어 있으며, 정규화(normalization)를 통해 누적탐지확률의 범위는 0~1이 되도록 설정하였다.

**Generation # 30, Search time # 0.3hour, Fit=0.0223      Generation # 30, Search time # 3.0hour, Fit=0.1647**

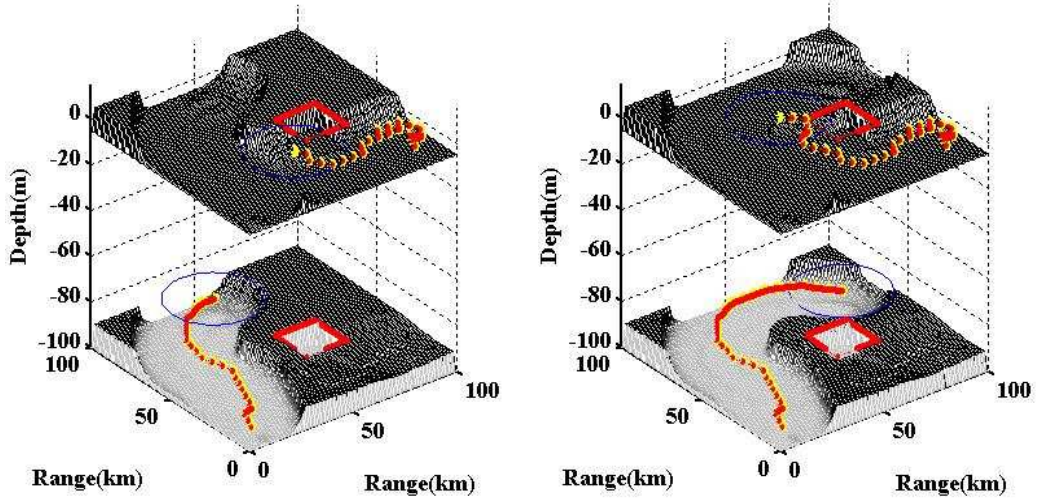


**Generation # 30, Search time # 7.0hour, Fit=0.3681      Generation # 30, Search time # 9.0hour, Fit=0.4761**





Generation # 30, Search time # 11.0hour, Fit=0.5617      Generation # 30, Search time # 15.0hour, Fit=0.7436



Generation # 30, Search time # 16.5hour, Fit=0.7978      Generation # 30, Search time # 18.0hour, Fit=0.8298

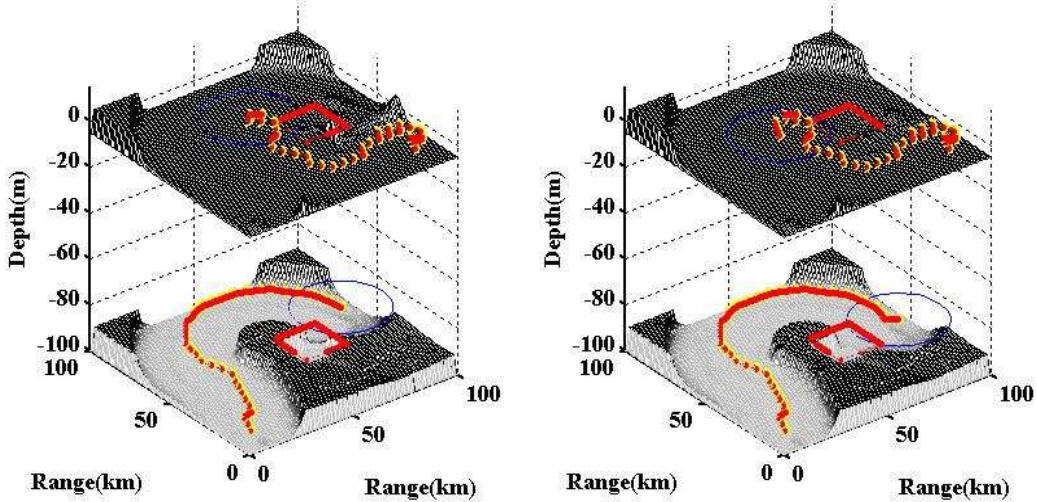


Figure 6.25 Optimal search path for the multiple SONAR system as a function of detection time

운용수심이 5m인 소나 #1의 경우 surface duct에 현상에 의해 100m 표적은 거의 탐지를 못함을 확인할 수 있으며, 운용수심이 100m인 소나 #2의 경우는 5m, 100m에 위치하는 표적 모두를 효율적으로 탐지함을 확인할 수 있다.

## 2) 운용수심이 같은 두 개의 소나 (소나 #2 & 소나 #3)

운용수심이 다른 두 개의 소나에 대한 시뮬레이션과 마찬가지로, 소나 #2 (운용수심 100m)와 소나 #3(운용수심 100m)를 운용하여 OASPP로 최적탐색경로를 도출하였다. 탐색공간 및 표적분포는 그림 6.26과 같으며 탐색공간 안의 사각형으로 표시된 구역은 이전 시뮬레이션과 동일하게 표적존재 확률이 0인 울릉도 지역이다.

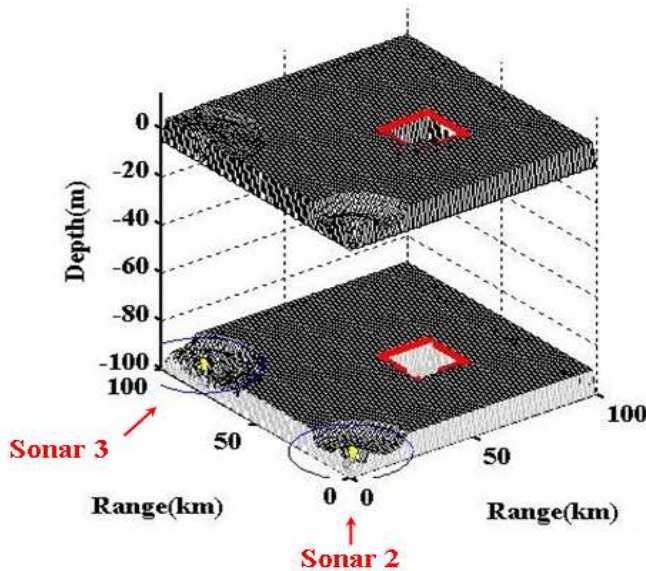


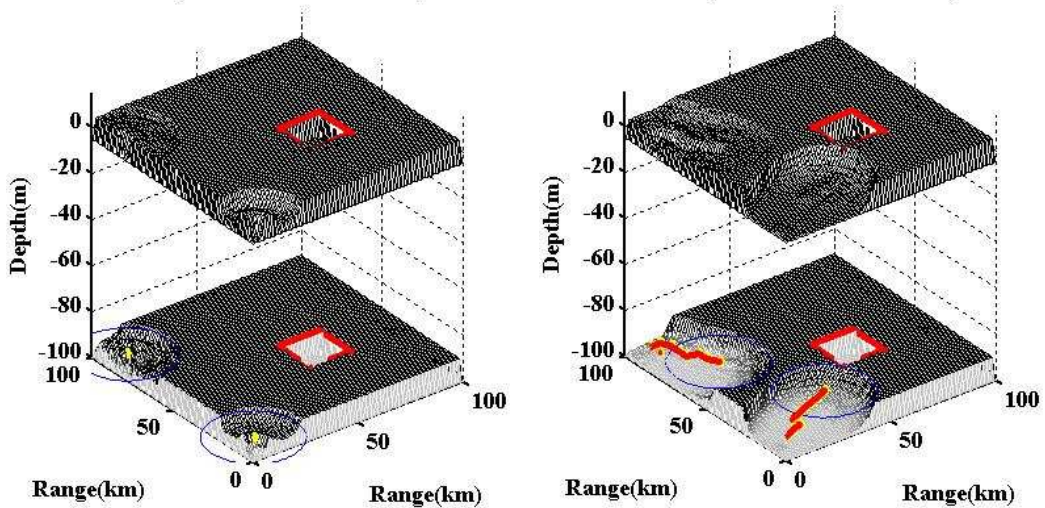
Figure 6.26 Target distribution

그림 6.26과 같이 소나 #2, #3이 같은 100m깊이에서 대표수심 5m, 100m에 균일하게 분포하는 표적에 대해 각각 탐색을 실시하며, 이전 시뮬레이션과 동일하게 탐색자의 위치에서, 그림 6.13의 표시된 위치 중 가장 가까운 지점의 거리에 따른 탐지확률( $P_d$ )의 계산 결과 값을 이용하여 탐색경로에 대한 누적탐지확률을 도출한다.

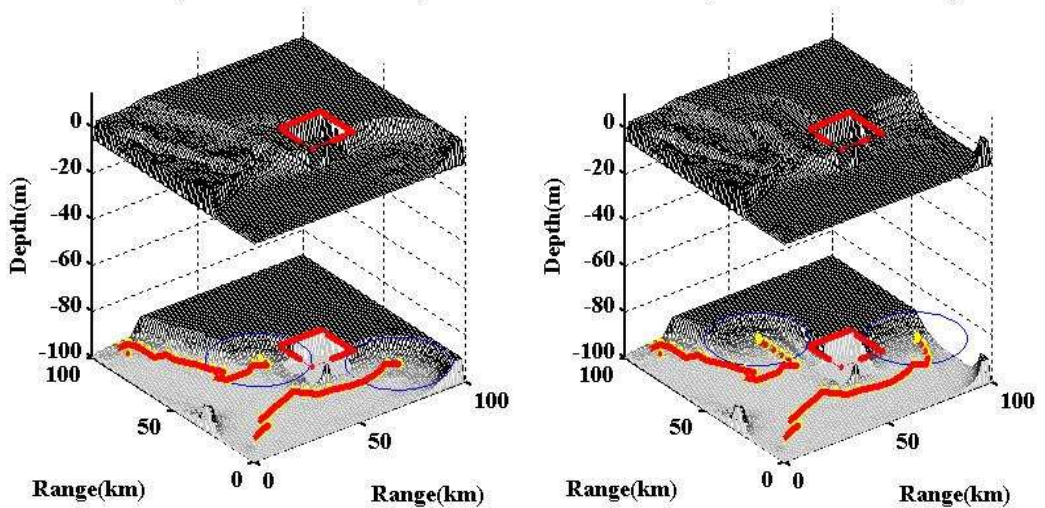
그림 6.27은 이전 시뮬레이션과 마찬가지로 OASPP를 30세대까지 수행하여 도출된 최적탐색경로를 탐색시간 경과에 따른 누적탐지확률 값으로 나타내고 있다.

시뮬레이션 결과 겨울철 깊이에 따른 음속분포의 특이점으로 인해 해수면 근처의 소나운용은 깊이방향으로 균일하게 분포하는 표적이 존재하는 경우에 대해 비효율적임을 확인할 수 있었고, 비록 대표수심 두 개로 시뮬레이션을 수행하였지만 OASPP가 3차원 상에 분포하는 표적에 대해, 실제 해역정보를 바탕으로 계산된 탐지확률을 적용하여 누적탐지확률을 최대화 하는 경로를 도출함을 확인할 수 있었다.

Generation # 30, Search time # 0.3hour, Fit=0.0227      Generation # 30, Search time # 4.0hour, Fit=0.2407



Generation # 30, Search time # 9.0hour, Fit=0.4752      Generation # 30, Search time # 11.0hour, Fit=0.5694





Generation # 30, Search time # 14.0hour, Fit=0.7189      Generation # 30, Search time # 18.0hour, Fit=0.8853

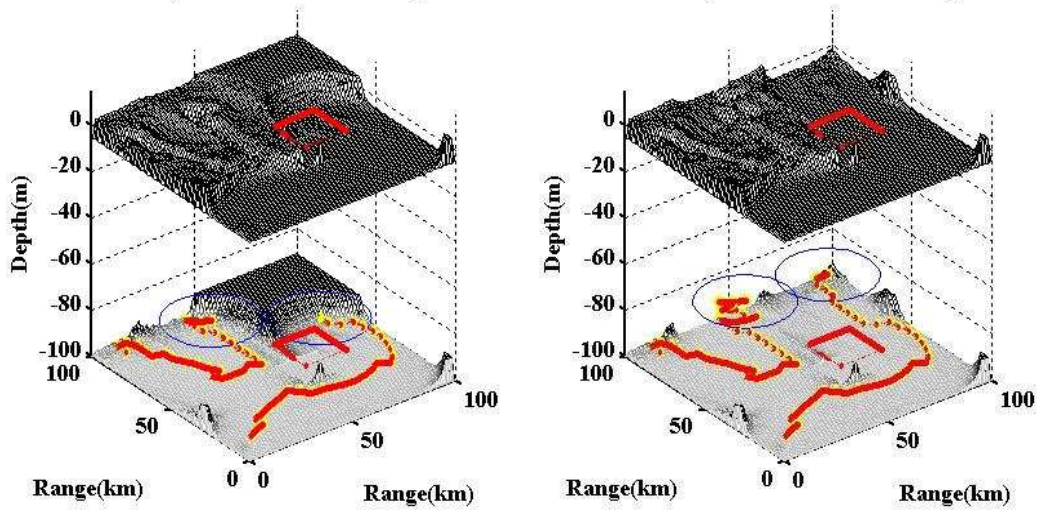


Figure 6.27 Optimal search path for the multiple SONAR system as a function of detection time

## 7. 결 론

본 논문에서는 해양환경에서 소나시스템의 효율적인 운영을 위해, 소나의 탐지알고리즘과 유전알고리즘을 접합하여 최적의 음향탐색경로를 설정하는 알고리즘을 제시하였다.

음향탐지 효과도 개념정립을 위해 MOEs/MOPs의 관계를 정리함으로써 그 의미를 확실히 했으며, 대잠수함전에서 표적탐지만을 목표로 할 때, 누적탐지확률을 계산함으로써 탐색경로에 대한 효과도 측정이 가능함을 확인하였다.

이산경로시스템에서 단일소나로 탐색을 수행할 때, 최적의 음향탐색경로를 설정하는 알고리즘을 개발하였으며, 이를 위해 누적탐지확률을 목적함수에 적용시켰고, 각 세대에 더욱 다양한 탐색이 가능하게 하는 방향성분 유전자를 써서 시뮬레이션 한 결과 전역 탐색, 무작위 탐색, 그리고 실제 해군에서 사용하는 사다리 탐색방법 보다 효율적임을 확인할 수 있었다.

연속경로시스템에서도 단일 및 다중소나에 대해 최적탐색경로를 설정하는 알고리즘을 제시하였다. 누적탐지확률을 목적함수에 적용하여, 탐색경로에 대한 효과도 분석을 수행하였으며, 이산경로시스템에서와 같이 유전자의 구조를 간단화하기 위해 방향성분 유전자를 사용하였다. 진화과정에 유전자 은행을 도입하여 다양한 유전자 확보가 가능하도록 설정하였으며, 누적탐지확률 계산을 위한 방안으로 표적모델링에 유체의 거동을 해석하는 Lagrangian과 Eulerian 접근법을 적용하여 시뮬레이션 하였다. 또한 제한적인 회피기동을 수행하는 표적에 대한 시뮬레이션과, 동해안의 실제 해역정보를 바탕으로 음파전달모델을 수행하여 도출된 개별소나의 음향정보를 적용한 3차원 기반의 시뮬레이션도 수행하였다. 시뮬레이션 결과 개발된 알고리즘 OASPP(Optimal Acoustic Search Path Planning)가 주어진 환경에서 소나의 효율을 극대화하는 탐색경로를 도출함을 확인 할 수 있었다.

비록 본 논문에서는 간단한 표적분포 및 해양환경을 적용하여 시뮬레이션 하였지만, 차후 연구를 통해 단계별로 현실적인 환경 및 운영 요소를 첨가하여

실제 해양환경에서 적용 가능한 모델로 발전시키고자 한다.

## 참고문헌

- [1] D .P. Kierstead and D. R. DelBalzo, "A Genetic Algorithm Applied to Planning Search Paths in Complicated Environments", Military Operations Research, Vol. 8, No. 2, pp 45-59, 2003.
- [2] S. S. Brown, "Optimal search for a moving target in discrete space and time", Operations Research, Vol. 28, No. 6, pp 1275-1289, 1980.
- [3] D. R. DelBalzo, K. P. Hemsteter, and D. P. Kierstead, "Improving ASW with GRASP Multi-Sensor Search Optimization", in Proceedings of the 6th conference Undersea Defense Technology Conference, 30 October-1, 2001, Honolulu.
- [4] M. W. Zynwalt, A. J. Korsakm, and R. S. Ratner, "Appendix A Standard Antisubmarine Warfare Measures of Effectiveness and Measures of Performance," PEO (MUW) INST 3370.1, 2000.
- [5] D. R. DelBalzo, K. P. Hemsteter, M. D. Wagstaff, E. R. Rike, and J. H. Leclere, "Environmental Effects on MCM Tactics Planning", MTS/IEEE Conference on Ocean, Vol. 3, pp 1394-1399. 2002.
- [6] K. P. Hemsteter and D. R. DelBalzo, "Acoustic Benchmark Validation of GRASP ASW Search Plans", MTS/IEEE Conference on Ocean, Vol. 1, pp 60-64, 2002.
- [7] 문병로 (2003). "유전알고리즘", 두양사.
- [8] C. M. Ferla and M. B. Porter, "Receiver Depth Selection for Passive Sonar Systems", IEEE Journal of Oceanic Engineering, Vol. 16, No. 3, pp 261-278, 1991.
- [9] M. C. Potter and D. C. Wiggert, "MECHANICS OF FLUIDS," Prentice-Hall International Editions, Michigan, 1991.
- [10] D. R. DelBalzo and K. P. Hemsteter, "GRASP Multi-sensor Search Tactics

against Evading Targets", Proceedings of the 2002 MTS/IEEE Conference on Oceans, Biloxi, Ms, pp 29-31, 2002.



## 감사의 글

정신없이 논문을 마무리 하고 나니, 석사과정 2년이라는 시간을 단숨에 달려온 것처럼 숨이 가쁩니다. 무엇을 보고 무엇을 느끼고 무엇을 배웠는지 저 스스로에게 물어 보지만 명쾌한 답은 들려오지 않고, 현재의 부족함과 과거의 나태함만이 머릿속 한 켠에서 선명해져 옵니다.

무엇을 마무리 짓는 순간에 늘 저를 괴롭히는 ‘후회’라는 단어가 달갑지는 않지만, 이 시간을 빌어 저에게 힘이 되어주신 고마운 분들에게 일상에서는 표현하기 힘들었던 감사의 마음을 전하고자 합니다.

먼저 항상 부족한 제자를 올바른 배움의 길로 인도해 주시고, 한결같이 열린 마음으로 논문이 마무리되기까지 자상하게 지도해 주신 김재수 교수님께 깊은 감사를 드립니다. 바쁘신 와중에도 논문을 심사해 주시고 아낌없는 조언을 해주신 본교의 박한일 교수님, 국방과학 연구소의 김영선 박사님, 김성일 박사님, 그리고 세종대학교에 계신 임준석 교수님께 감사드립니다.

첫 수업 스승이자 후배들을 위해 날카로운 지적을 마다하지 않는 기철이형, 명절연휴에 오셔서 첫 논문을 교정해 주신 낙진이형, 취업을 해도 항상 곁에서 많은 가르침을 주는 영호형, 그리고 소나테크의 영석이형께 특별히 고마움을 표합니다. 아울러 이경택 함장님, 규룡이형, 연구실에서 동고동락 하면서 힘이 되어주는 양헌이형, 진수, 정해, 도진, 재훈, 막내 윤희, 그리고 대학원 생활에 적응하는데 힘이 되어준 도영이형 남익이형, 멀리서 후배들을 걱정해주는 많은 선배님들께 감사한 마음 전하며, 공부를 핑계로 자주 만나지 못했던 절친한 친구들에게 용서를 구합니다.

마지막으로 공부하는데 전폭적인 지원을 해주시는 누님들과 자형들, 아무것도 가진 것 없는 저를 끝까지 믿고 사랑해주는 수정이, 아들 공부시킨다고 불철주야 고생하시는 어머님께 사랑한다는 말을 전함과 동시에 제 논문이 작은 기쁨이 되었으면 하는 바램입니다.

2007. 1

조 정 홍